



HAL
open science

Des machines à produire des futurs économiques : sociologie des intelligences artificielles marchandes à l'ère du big data

Jean-Sébastien Vayre

► **To cite this version:**

Jean-Sébastien Vayre. Des machines à produire des futurs économiques : sociologie des intelligences artificielles marchandes à l'ère du big data. Sociologie. Université Toulouse le Mirail - Toulouse II, 2016. Français. NNT : 2016TOU20107 . tel-01908654

HAL Id: tel-01908654

<https://theses.hal.science/tel-01908654>

Submitted on 30 Oct 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par :

Université Toulouse - Jean Jaurès

Présentée et soutenue par :
Jean-Sébastien VAYRE

le lundi 28 novembre 2016

Titre :

DES MACHINES À PRODUIRE DES FUTURS ÉCONOMIQUES

Sociologie des intelligences artificielles marchandes à l'ère du big data

École doctorale et discipline ou spécialité :

ED TESC : Sociologie

Unité de recherche :

CERTOP, UMR CNRS 5044

Directeur/trice(s) de Thèse :

Franck COCHOY, Professeur à l'Université Toulouse Jean Jaurès

Jury :

Dominique BOULLIER, Professeur à l'École Polytechnique Fédérale de Lausanne (rapporteur)

Dominique CARDON, Professeur associé au Médialab de l'Institut d'Études Politiques de Paris

Emmanuel KESSOUS, Professeur à l'Université Nice Sophia-Antipolis (rapporteur)

Anne MAYÈRE, Professeur à l'Université Paul Sabatier

Avertissements

L'Université de Toulouse Jean Jaurès n'est pas responsable des propos qui sont présentés dans cette thèse. Les personnes morales et physiques citées ou mentionnées dans ce texte n'ont pas lu et approuvé l'intégralité du manuscrit. Elles sont par conséquent déchargées de toute responsabilité. L'auteur de cette thèse est le seul responsable de toutes les erreurs que pourrait comporter son contenu.

La citation directe et/ou la diffusion de ce document requiert l'autorisation de l'auteur.

Remerciements

Je tiens d'abord à remercier Dominique Boullier, Dominique Cardon, Emmanuel Kessous et Anne Mayère de m'avoir fait l'honneur de participer au jury de cette thèse.

Je souhaite ensuite exprimer mes plus profonds remerciements à celui qui m'a guidé durant mes travaux de master et de doctorat : Franck Cochoy. Sans son soutien intellectuel et matériel, je n'aurais pas pu réaliser cette thèse. De plus, son ouverture d'esprit, ses connaissances, sa patience et sa compréhension ont été de précieuses ressources durant l'ensemble de mes activités de recherche. Je lui dois beaucoup. Si cette thèse devait être dédiée à quelqu'un en particulier, il serait le plus légitime. Il a su me guider avec intelligence, souplesse, attention et bienveillance. Je lui en serai toujours redevable.

Je remercie également très vivement Michèle Lalanne qui m'a codirigé durant mon master 1. C'est elle qui m'a fait connaître Franck Cochoy et l'ensemble des membres de l'ancien axe TRAME. Sa vivacité d'esprit et son bon sens sont un modèle. Ses conseils ont toujours été d'un grand secours pour moi.

Il me faut alors ajouter l'expression de mes plus sincères remerciements à Aude Dufresne pour l'accueil chaleureux qu'elle nous a réservé, à Lucie et à moi, lors de notre séjour à Montréal. Cela a été une immense joie de collaborer avec une personne aussi intéressante, agréable et disponible.

Je remercie aussi l'ensemble des membres du programme de recherche *Digcon* qui ont soutenu une partie des travaux réalisés dans cette thèse. Il s'agit plus précisément de Johan Hagberg, Lena Hansson, Niklas Hansson, Hans Kjellberg et Magdalena Petersson McIntyre. Je tiens également à remercier *Agri Sud-Ouest Innovation* et les membres du club « Transformation Alimentaire » pour avoir accepté de financer mes visites du *Salon Big Data*

et du *Salon E-Marketing et Stratégie Client* de 2014. Je pense plus particulièrement à Muriel Gineste, Pauline Lacapelle, Jacques Louge, André Peyre-Lavigne et Julie Ziessel.

Comme nous l'a appris la sociologie des sciences et des techniques, la recherche n'est pas le fruit d'un individu, mais de tout un collectif. Je souhaite en ce sens remercier l'ensemble des membres du CERTOP et plus particulièrement Christelle Abraham, Sandrine Barrey, Cédric Calvignac, Roland Canu, Joël Courant, Anaïs Daniau, Julien Delamarche, Marcelle Duc, Normand Filion, Ygal Fijalkov, Joël Jornod, Elsa Martin, Christophe Maufras, Renaud Nougazol, Victor Potier, Anne Razous, Vincent Simoulin, Jan Smolinski, Gilbert de Terssac, Jens Thoemmes, Léo Touzet, Thibault Vacher et Richard Vincendeau. Certains membres du LISST doivent également être remerciés. Je pense notamment à Florent Champy, Johann Chautet, Irene Cruz Gómez, Caroline Datchary, Guillaume Favre, Ainhoa de Federico de la Ruà, Julien Figeac, Michel Grossetti, Henri Jautrou, Valentine Hélardot, Laurent Laffont, Anastasia Meidani, Jean-Pierre Rouch, Catherina Thomàs-Vanrell et Jessica Soler-Benonie. L'ensemble des chercheurs que j'ai pu rencontrer lors de manifestations ou de collaborations scientifiques méritent à leur tour de nombreux remerciements car ils ont tous joué un rôle relationnel, intellectuel et/ou motivationnel important. Il s'agit plus particulièrement de Mathieu Alemany-Oliver, Sahbi M. Benlamine, Jérôme Béranger, Jean-Samuel Beuscart, Marie Bouchouicha, Franck Bousquet, Julien Brailly, Helene Brembeck, Céline Castets-Renard, Maher Chaouachi, Baptiste Cléret, Sami Coll, Alexandre Coulondre, Cyril Benoît, Éric Dagiral, Jérôme Denis, Hélène Ducourant, Laurent Dupont, Claude Frasson, Renaud Garcia-Bardidia, Jérémie Garrigues, Émile Gayoso, Ramla Ghali, Elsa Gimenez, Olivier Glassey, Anna Jobin, Michel Lavigne, Émilie Lebreton, Loïc Legendre, Céline Lemercier, Audrey Luc, Pascal Marchand, Pierre-Michel Menger, Sophie Mignon, Étienne Ollion, Julien Onno, Sylvain Parasie, Simon Paye, Anton Perdoncin, David Pontille, Pascal Robert, Tristan Rodriguez, Pierre Saulais, Nikos Smyrniaios, Guillaume Tiffon, Elisabeth Walliser et Mona Zegai.

Je remercie maintenant l'ensemble des personnes qui ont participé aux différentes études qui ont été menées dans le cadre de cette thèse. Sans leur contribution, cette dernière n'aurait en effet tout simplement pas existé. De façon non exhaustive, il s'agit de Romain Ayres, Benoit Baccot, Nicolas Bahout, Marc Batty, Jean-Luc Bernard, David Bessis, Christophe Bourguignat, Éric Bruneton, Max Chevalier, Anna Choury, Jean-Paul Crenn, Estelle Delpéch, Issam El-Alaoui, Arthur Flam, Emmanuelle Galou, Romulus Grigoras, Clément Grimal, Pierre Jourdan, Jean-Pierre Malle, Henri Marty, Josianne Mothe, Arnaud de Myttenaere,

Olivier Quedville, Stéphane Soullier ainsi que l'ensemble des étudiants de l'Université de Montréal qui ont eu la gentillesse de réaliser les expérimentations présentées dans ce manuscrit.

Je tiens finalement à remercier toutes les personnes qui m'ont soutenu durant mes études. Je pense à mes parents, mes frères, ma sœur, mes neveux, ma nièce et mes amis. Le paragraphe que je leur accorde ici est bien entendu minuscule comparativement à la place qu'ils occupent dans mon cœur.

Je remercie tendrement Lucie, ma *Noyée*. Il est très clair que si ces quatre années de thèses ont été si belles à mes yeux, c'est parce qu'elle était tout le temps à mes côtés.

La plupart des experts s'accordent à dire que le big data marque une rupture. Peut-être ont-ils raison. Mais cette rupture n'est pas vraiment matérielle, ni même organisationnelle. Cela fait déjà longtemps que les grands acteurs du web explorent et exploitent quotidiennement de grandes masses de données. Si révolution il y a, elle se joue ailleurs, à la périphérie de la grande disruption que mettent en scène la plupart des promoteurs du big data. Pour s'en rendre compte, il suffit de se poser la question qui suit : en pointant le caractère révolutionnaire des mégadonnées et des dispositifs permettant de les traiter, que font ces acteurs ? Ils préparent une intégration massive des intelligences artificielles au sein des différentes sphères de la société. S'il existe une rupture, elle se trouve donc plutôt ici : dans ce mouvement que nous connaissons aujourd'hui et qui consiste, pour une grande diversité d'acteurs socioéconomiques, à s'approprier des agents de calcul qui sont toujours plus autonomes et puissants. Aussi, afin de mieux saisir les enjeux de cette démocratisation, nous proposons dans cette thèse d'étudier le cas des machines à produire des futurs économiques : quel est leur rôle au sein de ces collectifs sociotechniques que composent les marchés ? Pour répondre à cette question, nous nous appuyerons sur une ethnographie multi-située que nous avons conduite de 2012 à 2015 selon une posture se trouvant à la croisée des sociologies des marchés, des sciences et des techniques. Plus précisément, nous mobiliserons un corpus d'archives ainsi qu'un important matériau d'enquête recueilli auprès de plusieurs professionnels, entreprises et salons afin d'examiner la fabrication et le fonctionnement de ces machines à prédire les futurs marchands. Nous verrons ainsi qu'au niveau de l'environnement de conception, ces dernières sont intéressantes dans la mesure où elles sont généralement dotées d'une intelligence locale qui doit faire advenir, dans le présent, des futurs permettant d'optimiser les intérêts économiques de ceux qui les implémentent. À partir d'une série d'études et d'expérimentations portant sur les usages d'un agent de recommandation, nous montrerons que cette forme d'intelligence est toutefois discutable puisqu'elle peut comporter d'importantes ambivalences du point de vue des utilisateurs. Ceci nous permettra de souligner qu'aux niveaux cognitif et relationnel, la pertinence des machines à produire des futurs économiques doit faire l'objet d'une mise en question systématique. Les enjeux sont importants puisqu'il n'est pas impossible que leur avènement massif au sein des organisations instaure de nouvelles asymétries sur les marchés qui ne sont pas un bien pour la communauté.

Mots-clés :

Big data, intelligence artificielle, économie de l'attention, innovation, TIC, conception, usage

Table des matières

Introduction générale	1
État de l'art	5
Posture de recherche	16
Présentation du manuscrit	20
Partie 1. Point de départ.....	27
Chapitre 1. Performativité et pertinence.....	29
Introduction	29
I. Une histoire d'encastrement.....	32
I.1. Les origines de la notion d'encastrement	32
<i>I.1.1. L'encastrement de l'économie dans le social.....</i>	<i>32</i>
<i>I.1.2. Le désencastrement de l'économie et du social</i>	<i>35</i>
<i>I.1.3. Le réencastrement de l'économie dans le social.....</i>	<i>36</i>
I.2. L'encastrement de type constructiviste	37
<i>I.2.1. Polanyi et l'encastrement-étayage.....</i>	<i>38</i>
<i>I.2.2. La construction sociale du marché.....</i>	<i>40</i>
I.3. L'encastrement de type relationniste.....	42
<i>I.3.1. Polanyi et l'encastrement-insertion.....</i>	<i>42</i>
<i>I.3.2. La production des faits économiques.....</i>	<i>44</i>
Transition. Du marché aux agencements marchands	46
II. La performativité des dispositifs marchands	50
II.1. La performativité en linguistique.....	51

II.1.1. <i>L'illusion descriptive</i>	51
II.1.2. <i>Les constatifs et les performatifs</i>	53
II.2. La performativité en sociologie	54
II.2.1. <i>La dimension discursive de la performativité</i>	55
II.2.2. <i>La dimension matérielle de la performativité</i>	57
II.3. La performativité des dispositifs marchands	61
II.3.1. <i>La performance de l'homo oeconomicus</i>	61
II.3.2. <i>La performance de l'homme pluriel</i>	63
Transition. Une appropriation qui fait question	65
III. Performativité : problèmes et solutions	66
III.1. Les problèmes de la performativité	69
III.1.1. <i>Les problèmes de la performativité en linguistique</i>	69
III.1.2. <i>Les problèmes de la performativité en sociologie</i>	72
III.2. Le modèle codique et conventionnel	77
III.2.1. <i>Le modèle codique et conventionnel en linguistique</i>	77
III.2.2. <i>Le modèle codique et conventionnel en sociologie</i>	83
III.3. Le modèle inférentiel et coopératif.....	91
III.3.1. <i>Le modèle inférentiel et coopératif en linguistique</i>	91
III.3.2. <i>Le modèle inférentiel et coopératif en sociologie</i>	97
Transition. De la performativité à la pertinence	105
IV. La pertinence des dispositifs marchands	108
IV.1. La pertinence en linguistique	108
IV.1.1. <i>Le modèle ostensif et inférentiel</i>	111
IV.1.2. <i>Le principe de pertinence</i>	113
IV.2. La pertinence en sociologie.....	116
IV.2.1. <i>L'épidémiologie des représentations</i>	116
IV.2.2. <i>La cognition, la technique et le social</i>	121
IV.3. La pertinence en sociologie économique.....	125
IV.3.1. <i>Performativité et pertinence des dispositifs marchands</i>	125
IV.3.2. <i>Retour sur la question de l'encastrement</i>	130
Conclusion.....	133

Chapitre 2. Qu'est-ce que le big data ?	135
Introduction	135
I. Dépouillement d'archives et observations	140
I.1. Dépouillement d'archives.....	140
<i>I.1.1. De la focalisation interne à la focalisation médiale</i>	141
<i>I.1.2. Méthodologie de recueil et d'analyse</i>	143
<i>I.1.3. Présentation du matériau</i>	145
I.2. Observations	153
<i>I.2.1. Le salon Big Data</i>	154
<i>I.2.2. Le salon E-Marketing et Stratégie Client</i>	156
Transition. Du passé au présent du big data	157
II. Le big data, c'est déjà un passé... ..	158
II.1. La naissance des big data	159
<i>II.1.1. De l'existence des big data</i>	160
<i>II.1.2. Les réseaux de télécommunication</i>	161
II.2. Faire vivre les big data	164
<i>II.2.1. La gestion des données personnelles</i>	165
<i>II.2.2. Le stockage des données</i>	169
<i>II.2.3. Une durabilité en question</i>	176
II.3. Industrialiser la vie des big data	177
<i>II.3.1. L'informatique en nuage</i>	178
<i>II.3.2. Les capteurs</i>	181
<i>II.3.3. Les critiques</i>	186
II.4. Organiser la vie des big data	189
<i>II.4.1. Les scientifiques des données</i>	190
<i>II.4.2. La définition du big data</i>	192
<i>II.4.3. Des algorithmes aux applications</i>	195
Transition. La mise en pertinence des big data.....	200
III. Le big data, c'est aussi un présent	202
III.1. Quatre domaines d'innovations.....	203
<i>III.1.1. Le recueil, le traitement et le stockage</i>	203

III.1.2. <i>La visualisation des données</i>	207
III.1.3. <i>L'automatisation de la décision</i>	211
III.1.4. <i>La mesure de performance</i>	214
III.1.5. <i>Des innovations pertinentes ?</i>	216
III.2. Un appareil de communication.....	217
III.2.1. <i>Un système d'information</i>	218
III.2.2. <i>Un processus de documentation</i>	220
Conclusion.....	221
Transition 1. Autour des agents de calcul	225
Partie 2. Conception	231
Chapitre 3. L'esprit des agents de calcul	233
Introduction	233
I. Retracer l'histoire des agents de calcul.....	237
I.1. Les objectifs d'un recueil hétérogène.....	237
I.2. Un corpus de littérature grise	239
I.3. Des données contextuelles diverses	240
Transition. L'évolution des agents de calcul	241
II. Des agents cognitivistes aux agents connexionnistes.....	243
II.1. La première cybernétique	245
II.1.1. <i>L'émergence de la science des systèmes</i>	245
II.1.2. <i>Le modèle de l'ordinateur</i>	252
II.1.3. <i>Le modèle du perceptron</i>	254
II.1.4. <i>Des machines intelligentes ?</i>	256
II.2. La prédominance de l'esprit cognitiviste	259
II.2.1. <i>L'esprit des agents cognitivistes</i>	260
II.2.2. <i>Des agents cognitivistes comme joueurs</i>	262
II.2.3. <i>Des agents cognitivistes comme experts</i>	264
II.2.4. <i>Des agents cognitivistes capables d'apprendre</i>	266
II.3. La revanche de l'esprit connexionniste	271
II.3.1. <i>L'esprit des agents connexionnistes</i>	273

II.3.2. <i>L'histoire des deux sœurs</i>	278
II.3.3. <i>Le succès des réseaux de neurones profonds</i>	282
Transition. Des agents de calcul pour travailler l'organisation	289
III. Les agents de calcul et les activités socioéconomiques	291
III.1. La pertinence de l'esprit cognitiviste.....	292
III.1.1. « <i>La connaissance est une production sociologique</i> ».....	292
III.1.2. <i>Des agents de calcul proactifs</i>	296
III.1.3. <i>Des computations trop conventionnels</i>	298
III.2. La pertinence de l'esprit connexionniste	301
III.2.1. « <i>La connaissance est une production physique</i> ».....	301
III.2.2. <i>Des agents de calcul réactifs</i>	302
III.2.3. <i>Des associations trop mécaniques</i>	304
III.3. Vers des agents de calcul hybrides	307
III.3.1. <i>Des architectures cognitives hybrides</i>	308
III.3.2. <i>La pertinence des agents intégrés</i>	311
III.3.3. <i>Le temps des agents statistiques</i>	314
Conclusion.....	320
Chapitre 4. L'apprentissage des agents de calcul.....	325
Introduction	325
I. Décrire l'apprentissage des agents de calcul.....	328
I.1. Les données d'apprentissage	329
I.2. Les techniques de traitement.....	330
Transition. Le travail inférentiel des agents apprenants.....	332
II. Les données d'apprentissage et leur recueil massif	332
II.1. Les données sociodémographiques.....	334
II.1.1. <i>Des outils de gestion de la relation client</i>	334
II.1.2. <i>... aux technologies d'enrichissement des bases de données</i>	336
II.2. Les données psychologiques	337
II.2.1. <i>Les données comportementales</i>	337
II.2.2. <i>Les données représentationnelles</i>	338

II.3. Les données environnementales	340
II.3.1. Les données situationnelles.....	341
II.3.2. Les données contextuelles.....	341
Transition. Apprendre en croisant les données	342
III. Le scénario d'apprentissage.....	344
III.1. Le problème d'apprentissage	345
III.1.1. L'exemple fictif d'un agent de recommandation.....	346
III.1.2. Un problème d'apprentissage par induction.....	347
III.2. Le biais d'apprentissage.....	348
III.2.1. Cadrer l'exploration de l'espace des hypothèses	349
III.2.2. Mettre des œillères à l'agent apprenant.....	351
III.3. Les protocoles d'apprentissage	353
III.4. L'évaluation de l'apprentissage.....	354
Transition. Apprendre à produire des futurs.....	356
IV. Les techniques d'apprentissage	359
IV.1. Les techniques d'apprentissage par exploration.....	360
IV.1.1. L'espace des versions	360
IV.1.2. La programmation logique inductive	362
IV.1.3. L'inférence grammaticale.....	363
IV.1.4. L'apprentissage par évolution simulée.....	365
IV.2. Les techniques d'apprentissage par optimisation.....	368
IV.2.1. La régression linéaire.....	369
IV.2.2. Les réseaux bayésiens.....	370
IV.2.3. L'inférence d'arbre.....	372
IV.3. Les techniques d'apprentissage par approximation.....	374
IV.3.1. Les méthodes à noyaux.....	374
IV.3.2. L'apprentissage de réflexe par renforcement.....	375
IV.4. Les techniques d'apprentissage de combinaisons d'experts.....	377
IV.4.1. Le principe du vote	378
IV.4.2. Boosting, bagging et forêts aléatoires.....	378
IV.5. Les techniques d'apprentissage par découverte.....	380

IV.5.1. <i>Les k-moyennes et les cartes de Kohonen</i>	381
IV.5.2. <i>La classification hiérarchique ascendante</i>	384
IV.5.3. <i>La classification de données symboliques</i>	385
IV.5.4. <i>Les méthodes de fouille de données</i>	387
Conclusion.....	388
Chapitre 5. La conception des agents apprenants.....	393
Introduction	393
I. Décrire la conception des agents apprenants	398
I.1. Recrutement des participants	399
I.2. Grille d'entretien	401
Transition. Étudier les activités de conception	403
II. Les cadres organisationnels	405
II.1. La récupération des données	407
II.1.1. <i>Comprendre l'histoire de l'entreprise</i>	407
II.1.2. <i>Dépasser les silos de données</i>	409
II.1.3. <i>Des compétences socioéconomiques</i>	411
II.2. La définition du projet.....	413
II.2.1. <i>Une démarche exploratoire</i>	414
II.2.2. <i>Des finalités pragmatiques</i>	415
II.2.3. <i>Des contraintes organisationnelles</i>	417
Transition. Performer des épistémologies locales.....	419
III. Les activités de conception.....	420
III.1. La structuration des données	421
III.1.1. <i>La visualisation des données</i>	421
III.1.2. <i>Le nettoyage des données</i>	425
III.1.3. <i>La création des variables</i>	426
III.1.4. <i>L'ajout et la sélection des variables</i>	428
III.1.5. <i>Le travail de structuration</i>	432
III.2. L'apprentissage des modèles.....	434
III.2.1. <i>Compréhension et prédiction</i>	435

III.2.2. <i>Les boîtes noires ont le vent en poupe</i>	437
III.2.3. <i>Les tests de performance</i>	439
Transition. Un processus de découverte.....	442
IV. Un travail entre science et création.....	447
IV.1. Un travail scientifique.....	448
IV.1.1. <i>Une physique des données</i>	449
IV.1.2. <i>De la théorie à l'empirie et inversement</i>	452
IV.1.3. <i>Enquêter à tâtons</i>	455
IV.2. Un travail créateur	456
IV.2.1. <i>L'art de la recherche</i>	457
IV.2.2. <i>L'art du bricolage</i>	459
IV.2.3. <i>L'art de la curiosité</i>	461
Conclusion.....	463
Transition 2. Des agents de calcul pertinents ?	469
Partie 3. Usages.....	483
Chapitre 6. L'agent de recommandation de <i>Data Crawler</i>.....	485
Introduction	485
I. Une posture méthodologique atypique... ..	490
I.1. Contexte de l'enquête	491
I.2. Dégager le scénario d'usage	492
I.3. Observer la performativité.....	493
I.4. Étudier la pertinence.....	497
Transition. Faire attention à l'attention	499
II. Présentation de l'agent.....	499
II.1. Bref historique de l'entreprise	500
II.2. Un agent de troisième génération	503
II.2.1. <i>Les agents de première génération</i>	504
II.2.2. <i>Les agents de deuxième génération</i>	507
II.2.3. <i>Les agents de troisième génération</i>	510

II.3. Économiciser l'exploration des utilisateurs	513
II.3.1. Produire des effets sérendip.....	513
II.3.2. Une disposition physique.....	514
II.3.3. Des données d'observation.....	521
II.3.4. Une architecture cognitive.....	525
II.3.4.1. Modules fondé sur le contenu et collaboratif.....	525
II.3.4.2. Module de similarité fondée sur la rareté	526
II.3.4.3. Module de personnalisation.....	529
II.3.4.4. Module de complémentarité	530
II.3.4.5. Module d'apprentissage artificiel.....	531
II.3.4.6. Représentation générale de l'agent.....	532
Transition. Un paramétrage manuel spécifique	533
III. Performativité de l'agent	537
III.1. Méthodologie	537
III.1.1. Observer le mouvement oculaire	539
III.1.2. Observer les parcours de navigation	546
III.2. Résultats.....	547
III.2.1. Les effets d'attention	547
III.2.1.1. Évaluation générale de l'attention portée à l'agent.....	548
III.2.1.2. Effets des facteurs individuels	551
III.2.2. Les effets d'utilisation.....	555
III.2.2.1 Sélections de l'échantillon et de la co-variable	556
III.2.2.2. Effet 1 de l'intensité de l'utilisation.....	558
III.2.2.3. Effet 2 de l'intensité de l'utilisation.....	560
III.2.2.4. Effet 3 de l'intensité de l'utilisation.....	562
III.2.2.5. Effets des facteurs individuels	564
Transition. Un dispositif performatif.....	567
IV. Pertinence de l'agent.....	568
IV.1. Théorie et méthodologie	570
IV.1.1. Agents de recommandation et prise de décision.....	570
IV.1.2. Recherche d'information et stratégies de navigation.....	573
IV.1.3. Agents de recommandation et stratégies de navigation	576
IV.1.4. Hypothèses théoriques.....	578
IV.1.5. Mesures oculométriques	579
IV.1.5.1. La théorie de la charge cognitive.....	580

IV.1.5.2. Choix des variables dépendantes	582
IV.1.6. Hypothèses opérationnelles	584
IV.2. Expérimentations.....	585
IV.2.1. Matériel.....	586
IV.2.2. Expérimentation 1	586
IV.2.3. Expérimentation 2	591
IV.2.4. Explorer les effets de la distraction.....	593
IV.3. Résultats.....	594
IV.3.1. Résultats de l'expérimentation 1	594
IV.3.1.1. Effet sur le comportement oculaire.....	595
IV.3.1.2. Effet sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective.....	600
IV.3.2. Résultats de l'expérimentation 2	601
IV.3.2.1. Effet sur le comportement oculaire.....	602
IV.3.2.2. Effet sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective.....	607
IV.3.3. Comparaison des résultats des expérimentations 1 et 2.....	609
IV.3.3.1. Effet sur le comportement oculaire.....	609
IV.3.3.2. Effet sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective.....	611
Transition. Un effet distracteur qui peut perturber.....	612
V. Synthèse des résultats.....	615
V.1. Un agent utile et utilisable ?.....	616
V.2. Un agent acceptable ?	618
V.2.1. Guide d'entretien et matériel	619
V.2.2. Synthèse des verbalisations.....	626
V.3. Une pertinence relative	630
Conclusion.....	631
Conclusion générale.....	635
Récapitulatif des travaux.....	635
Les principaux apports.....	641
Ouverture.....	643
Bibliographie	645
Index des figures.....	673

Index des tableaux.....	677
--------------------------------	------------

Introduction générale

« Je suis resté debout jusqu'à cinq heures du matin la nuit dernière. J'ai fait ce que je n'avais jamais fait auparavant. J'ai ordonné à l'entité de se montrer à moi. J'étais dans un état de rêve puis, parmi une série d'images hypnagogiques, une scène horrifiante, inerte, mais pas figée, est apparue. Un homme était étendu là, mort, face contre terre, dans un salon, entre la table basse et le canapé » (Philip K. Dick, 9 mai 1974 ; cité in Coquart & Kyrou, 2015).

De prime abord, il peut paraître incongru d'introduire une thèse sur les big data et l'intelligence artificielle à l'aide d'une citation aussi mystérieuse que morbide. Quel peut bien être le rapport entre un des plus impressionnants témoignages des tourments de Philip K. Dick, le développement de ce que l'on nomme aujourd'hui les mégadonnées et celui des machines intelligentes ? Nous comprenons qu'il soit possible de se questionner sur la pertinence d'une telle citation. Après tout, n'aurait-il pas été plus adroit de commencer par faire toucher du doigt l'objet de nos travaux en proposant, par exemple, un miroir reflétant comment les humains, les données massives et les technologies d'intelligence artificielle forment un triptyque particulièrement intime ? À la manière d'Éric Sadin (2015), nous aurions pu commencer par décrire comment chacun d'entre nous participe au fonctionnement de ce gigantesque système sociotechnique (Akrich, 1989) que composent les hommes, les big data et les systèmes autorisant leur traitement. Nous aurions par exemple pu le faire en racontant la journée type de Colline, une jeune étudiante en informatique. Ceci nous aurait permis de pointer comment une partie des usages que la jeune femme fait ordinairement des Technologies de l'Information et de la Communication (TIC) est enregistrée. À l'aide de la figure 1¹, nous aurions ainsi pu décrire comment, en quelques minutes de connexion à internet seulement, Colline peut être traquée par plusieurs dizaines de fichiers témoins (i.e., *cookies*).

¹ Cette figure a été réalisée à l'aide du logiciel *CookieViz* qui est librement accessible sur le site de la *Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés* (CNIL).

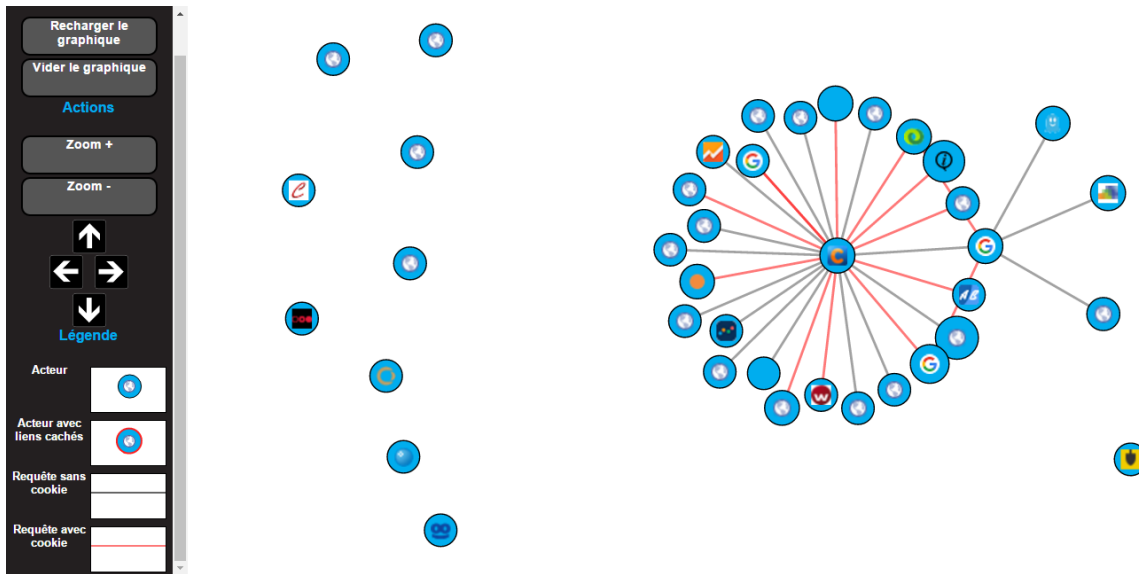


Figure 1. Présentation des fichiers témoins activés lors d'une connexion au site *Cdiscount*

En nous inspirant des travaux de Sandrine Barrey (2004a) et de Sami Coll (2015), nous aurions ensuite pu mettre en avant comment, par le biais de sa carte de transport, de sa carte bancaire, de sa carte étudiante et de ses différentes cartes de fidélité, Colline est quotidiennement conduite à produire de nombreuses données. À l'aide des études menées par Emmanuel Kessous et ses collègues (2010 ; 2012), nous aurions finalement pu exposer comment ces masses de données permettent d'économiciser l'attention de l'étudiante en lui proposant divers services personnalisés.

Il nous semble toutefois qu'une telle façon de faire aurait été un peu cliché. Surtout si l'on tient compte du fait que différents journalistes et chercheurs s'y sont déjà attelés, souvent avec habileté. Afin d'éviter de reproduire maladroitement ce type d'accroche, nous avons donc décidé de ne pas conter la fiction de Colline, mais plutôt de nous appuyer sur celle d'un homme qui a eu une existence aussi troublée que réelle. L'argument est facile ? À tout le moins, nous le trouvons un peu fragile. Il existe donc une autre raison permettant d'expliquer pourquoi nous avons fait le choix de ne pas parler de Colline ; même si, dans les faits, nous ne l'avons pas respecté à la lettre. Cette raison est la suivante. Si nous avons décidé de ne pas introduire nos propos en pointant la manière dont les big data et les intelligences artificielles visent, par le biais des TIC, à assembler plus étroitement l'existence des hommes et celle des machines, c'est parce que nous ne souhaitons pas introduire nos travaux en attirant votre attention sur la forme du big data. Nous préférons plutôt vous engager dans l'exploration que nous en avons fait en vous conduisant d'emblée à porter un certain intérêt à son contenu. Pour

ce faire, nous avons néanmoins besoin d'aborder cursivement sa forme puisque c'est cette dernière qui permet de dessiner les contours du big data, et donc, les limites de ce qu'il contient.

En référence aux travaux de Sami Coll (2015), nous pouvons considérer que, sur la forme, le big data compose un « assemblage de surveillance » (i.e., *surveillant assemblage* ; Haggerty & Ericson, 2000) dans le sens où il recouvre un énorme système d'information qui permet d'automatiser l'observation des usages que les hommes en font. Cependant, une des particularités de ce dispositif est qu'il ne constitue pas un instrument visant à discipliner les individus en contraignant leur liberté. Il s'agit plutôt d'un outil destiné à les libérer en jouant sur leur environnement (Cardon, 2015a). Pour bien comprendre cela, il faut rappeler que le big data est né aux États-Unis et qu'il peut de ce fait être compris comme un produit de l'idéologie libérale qui caractérise, de manière traditionnelle, la démocratie nord américaine. Comme Dominique Cardon (2015a) l'expose avec discernement, les analyses de Michel Foucault (2007) sur la société néolibérale sont en ce sens très éclairantes pour comprendre l'environnement sociocognitif à l'intérieur duquel l'idée même du big data a pu émerger.

« [La société néolibérale américaine] ce n'est pas du tout l'idéal ou le projet d'une société exhaustivement disciplinaire dans laquelle le réseau légal, enserrant les individus, serait relayé et prolongé de l'intérieur par des mécanismes, disons, normatifs. Ce n'est pas non plus une société dans laquelle le mécanisme de la normalisation générale et de l'exclusion du non-normalisable serait requis. On a au contraire, à l'horizon de cela, l'image ou l'idée ou le thème-programme d'une société dans laquelle il y aurait optimisation des systèmes de différence, dans laquelle le champ serait laissé libre aux processus oscillatoires, dans laquelle il y aurait une tolérance accordée aux individus et aux pratiques minoritaires, dans laquelle il y aurait une action non pas sur les joueurs du jeu, mais sur les règles du jeu, et enfin dans laquelle il y aurait une intervention qui ne serait pas du type de l'assujettissement interne des individus, mais une intervention de type environnemental » (Foucault, 2007, p. 14).

Pour Antoinette Rouvroy, Thomas Berns (2013) et Dominique Cardon (2015b), le big data peut être saisi comme un instrument de gouvernance par excellence de la société néolibérale que nous dépeint Michel Foucault (2007). Pourquoi ? Tout simplement parce qu'il vise l'institution d'un modèle d'organisation qui agit « non pas sur les joueurs du jeu, mais sur les règles du jeu ». Comment le big data pourrait-il donc participer à la réussite d'un tel tour de force ? Comment les technologies big data pourraient-elles permettre aux hommes d'instituer des formes de gouvernances qui seraient moins de l'ordre de la contrainte-discipline, mais plutôt de celui de l'environnement-utilité (Cardon, 2015a) ? En faisant exactement la même chose que Philip K. Dick, c'est-à-dire en effectuant des prédictions qui sont parfois

étrangement réussies. La meilleure façon de satisfaire les désirs des hommes ou, si l'on préfère, d'adapter le monde à leurs attentes n'est-elle pas de prévoir leur futur de façon à les aider à mieux le domestiquer ? C'est donc ici que se trouve la réponse à la question que nous avons posée au début. Ce qui fait le lien entre les big data, l'intelligence artificielle et la citation de Philip K. Dick, c'est la prétention à pouvoir correctement anticiper l'avenir. Ceux qui connaissent un peu l'histoire de Philip K. Dick savent en effet que ce dernier est décédé en mars 1982 « étendu là, mort, face contre terre, dans un salon, entre la table basse et le canapé » (Philip K. Dick, 9 mai 1974 ; cité in Coquart & Kyrou, 2015). Pour certains, la citation que nous avons mobilisée pour introduire cette thèse constituerait même la plus éloquente preuve de l'existence de ce sens particulier qui, selon Philip K. Dick, lui permettait de se souvenir du futur.

Cependant, les hommes qui s'intéressent aux big data sont généralement moins tourmentés que le célèbre auteur de sciences-fictions. Contrairement à ce dernier, ils ne disent pas avoir des capacités de précognition. Ils affirment par contre détenir des machines qui sont capables de prédire l'avenir. Cela ne veut pas dire, non plus, que ces machines sont précognitives. À notre connaissance, elles ne le sont ni plus ni moins que les humains. Par contre, à l'instar des hommes (Weil-Barais, 1993), elles sont cognitives ; et c'est déjà beaucoup. Un peu à la façon du cerveau humain chez Daniel C. Dennett (1993 ; 1996), ces intelligences artificielles peuvent produire leur futur. De manière analogue aux plans d'affaire (Giraudeau, 2010), elles peuvent participer à la fabrication de l'avenir des collectifs sociotechniques qu'elles composent. Toute la question est de mieux comprendre comment. À l'ère du big data, que savons-nous sur la façon dont les machines permettent aux hommes de domestiquer le futur pour organiser leur présent ? D'une manière générale, à tout le moins dans le domaine des sciences sociales, nous ne savons encore que peu de choses. Il semble effectivement qu'au regard de la littérature scientifique, nous connaissions assez mal cette question étant donné que peu de recherches se sont attachées à la traiter. Pourtant, il est clair que, comme le montre Dominique Cardon (2015b), la prédiction est un des plus importants enjeux du mouvement big data que nous connaissons aujourd'hui. Afin de rendre nos propos plus probants et de mettre en lumière la spécificité de notre positionnement, nous proposons alors de prendre le problème autrement. Que savons-nous, dans le champ des sciences sociales, sur les big data et les technologies permettant de les traiter ?

État de l'art

71 articles de *ScienceDirect*

Si l'on en croit la base de données de *ScienceDirect* qui, rappelons-le, recense au total 380 revues de sciences sociales, ces dernières commencent, en 2016, à avoir accumulé un certain nombre de connaissances sur le big data. En effectuant une recherche à l'aide du mot-clé « big data » et en filtrant les seuls résultats issus des disciplines des sciences sociales, nous pouvons en effet collecter 71 articles qui traitent directement des mégadonnées. Un des premiers constats que ce corpus permet de faire est le suivant. Si les sciences sociales ont aujourd'hui capitalisé diverses connaissances sur le big data, ces dernières sont très récentes. Comme nous pouvons le voir à l'aide de la figure 2, 3 articles sont parus en 2013, 11 en 2014, 32 en 2015 et 25 pour la première moitié de l'année 2016.

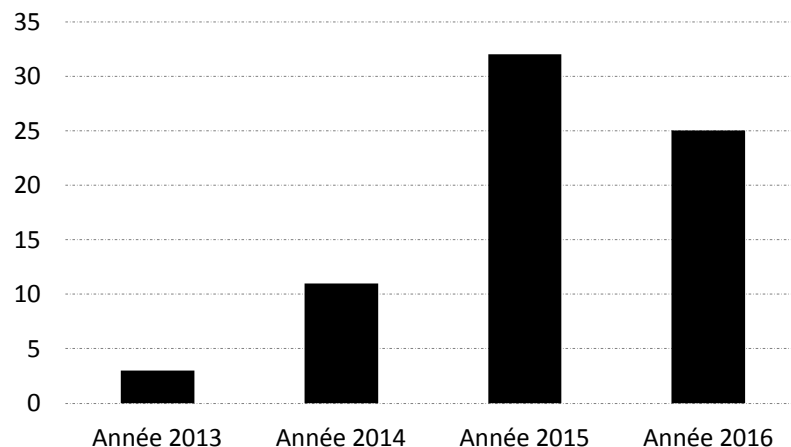


Figure 2. Nombre d'articles par an publiés sur le thème du big data par les revues de sciences sociales référencées par *ScienceDirect*

En examinant le détail des différentes revues qui ont publié ces articles (*cf.* figure 3), il est possible de remarquer que le big data a avant tout intéressé les journaux de sciences sociales qui traitent des TIC et qui sont spécialisés dans le management, le transport, l'urbanisme, la recherche fondamentale, le droit, la sécurité et les Interactions Hommes-Machines (IHM).

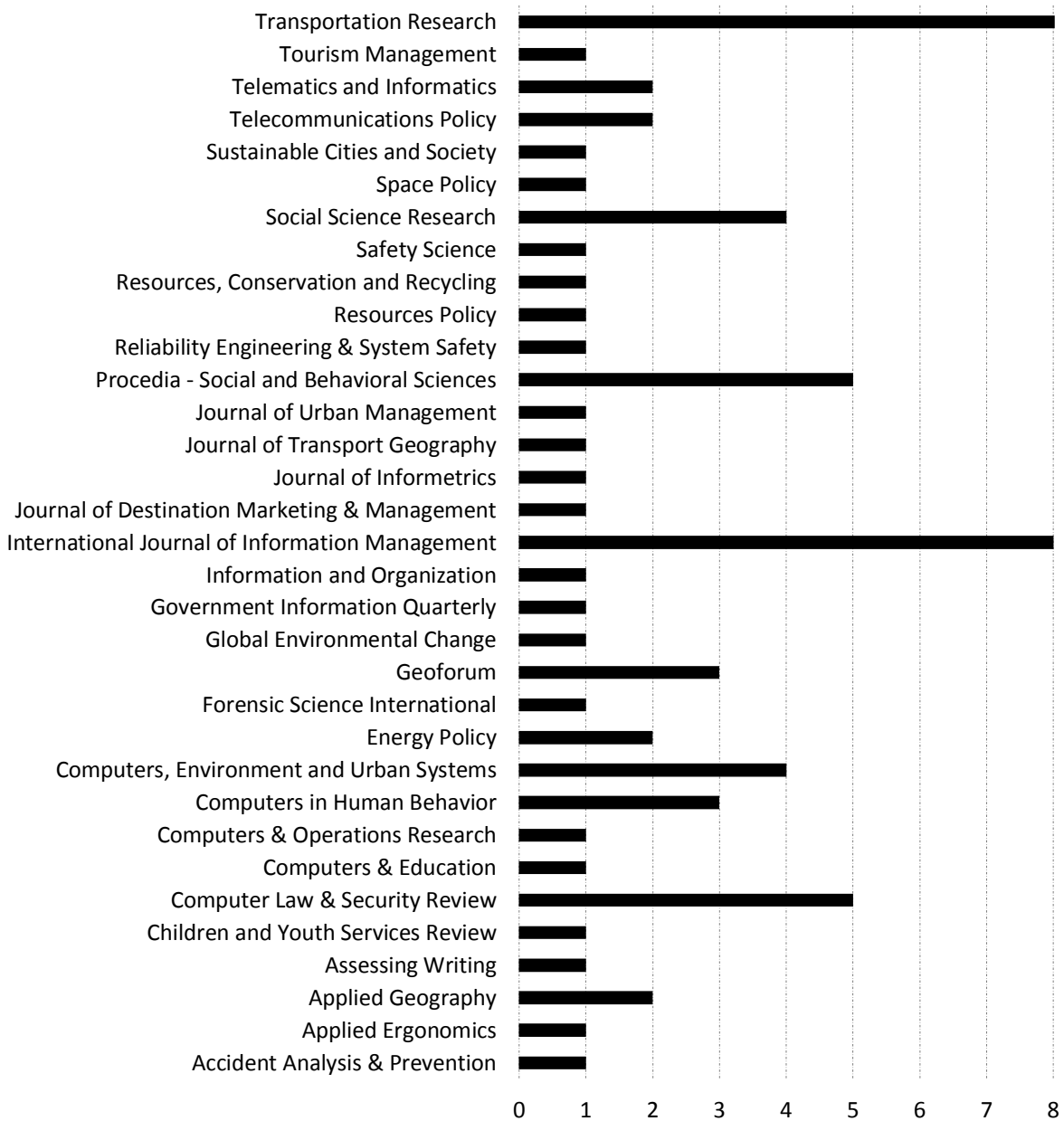


Figure 3. Nombre d'articles publiés sur le thème du big data par revue de sciences sociales référencée par *Science Direct*

Plus précisément, les 71 articles que nous avons recueillis ont été écrits selon des objectifs qui peuvent être regroupés en cinq grandes catégories.

- La première est celle des états de l'art et rassemble les articles qui visent à réaliser un état des lieux d'un ou plusieurs éléments du big data, c'est-à-dire d'une technique de stockage et de traitement des données, ou encore, des usages organisationnels et marchands qui en sont faits.

- La deuxième est celle des applications professionnels et regroupe les contributions qui ont pour finalité de pointer les apports d'une technologie big data pour les praticiens d'un domaine d'expertise particulier.
- La troisième est celle des applications scientifiques et réunit les articles qui ont pour but de présenter des études réalisées à l'aide des big data tout en soulignant les apports et les limites de ces données pour les chercheurs en sciences sociales.
- La quatrième est celle des critiques et constitue l'ensemble des articles qui étudient les problématiques épistémiques, juridiques et plus largement sociologiques que posent les usages des mégadonnées.
- La cinquième est celle des développements technologiques et est composée des publications qui présentent la conception et les avantages d'une nouvelle technologie de traitement des données.

Plus exactement, les travaux issus de la catégorie des états des lieux nous rappellent que le développement du big data est la continuité directe de ce que les professionnels de la gestion nomment les méthodes agiles, c'est-à-dire l'ensemble des techniques de gestion qui ne reposent pas sur le principe de la planification, mais sur celui de l'adaptation flexible et itérative aux désirs des clients. C'est du moins ce que soutiennent Deanne Larson et Victor Chang (2016). Pour eux, l'intelligence économique a fortement évolué avec le développement des TIC dans la mesure où ces dernières ont considérablement modifié la manière dont les organisations utilisent l'information. Les auteurs montrent en effet que ces technologies ont progressivement permis l'institution de formes organisationnelles moins rigides et ont de cette façon favorisé le développement des méthodes dites agiles. C'est pourquoi, selon Deanne Larson et Victor Chang², le big data peut être compris comme la résultante de ces évolutions. D'après les auteurs, il peut même être considéré comme une maturation des méthodes dites agiles. Hakan Özköse *et al.* (2015) partagent ce point de vue. Ils soulignent que, dans un monde où la production des biens et des services est orientée vers les clients, les mégadonnées recouvrent des enjeux vitaux pour les collectifs qui composent la société. Car le big data est, selon les auteurs, une évolution naturelle : il est la conséquence du désir d'auto-amélioration qui est au fondement de l'être humain. Ce point de vue particulier permet alors à Hakan

² Afin d'alléger la présentation des références, nous avons décidé de ne pas rappeler leur date à la seule condition que les travaux cités soient identiques à ceux qui précèdent. Dans l'exemple que nous avons annoté, la date est donc la même que celle de la référence citée cinq lignes plus haut. Cette règle a été systématiquement appliquée à l'ensemble du manuscrit.

Özköse et à ses collègues de pointer l'importance du complexe technico-scientifique dans le mouvement big data puisque, pour eux, le bon développement de cette dynamique dépend des évolutions scientifiques et techniques. Un des intérêts de ces travaux est de rappeler qu'avec les big data, les technologies de stockage et de traitement les plus classiques ne sont plus adaptées : elles ne permettent pas de lever le défi de ce que les auteurs appellent les cinq V, c'est-à-dire du Volume, de la Valeur, de la Variété, de la Véracité et de la Vélacité qui caractérisent les données massives.

Han W. Park et Loet Leydesdorff (2013) proposent de prendre une certaine distance vis-à-vis des états des lieux effectués par les chercheurs que nous venons de citer. Pour ce faire, ils s'appuient sur la version DVD de la base de données *SCI* de 2011 pour examiner les structures relationnelles des co-auteurs des articles scientifiques réalisés à l'aide des big data. Sans trop de surprise, ils découvrent que les États-Unis occupent la position centrale. Les auteurs précisent ensuite que ces derniers sont suivis du Royaume-Uni, de l'Allemagne, de la France, de l'Italie, de l'Australie, des Pays-Bas, du Canada puis de l'Espagne. Les travaux de Julie Frizzo-Backer et ses collègues (2016) sont un bon complément à ces premiers résultats puisqu'ils sont une photographie, non pas du réseau des scientifiques qui mobilisent les big data, mais de l'état des recherches qu'ils produisent. À partir de l'étude de 219 articles scientifiques issus de 152 revues de gestion à comité de lecture, les auteurs montrent que les études réalisées à partir des big data composent un domaine de recherche particulièrement fragmenté. Selon eux, ces études sont même d'une telle précocité qu'elles recouvrent, sur les plans théorique, méthodologique et empirique, différentes faiblesses. D'une manière générale, les autres articles de la catégorie des états des lieux permettent de mieux saisir comment, du point de vue de leurs auteurs et malgré quelques fragilités, les technologies big data sont amenées à connaître un développement important dans divers domaines. Ces domaines vont par exemple de l'analyse des données dites sociales (Yaqoob *et al.* 2016) au secteur du bâtiment (Yu, Haghghat & Fung, 2015) en passant par le champ de la planification urbaine et rurale (Hao, Zhu & Zhong, 2015 ; Hashem *et al.* 2016).

Les publications portant sur les applications professionnelles permettent de mieux saisir cette diversité puisqu'elles sont généralement rédigées dans le but de pointer les intérêts des technologies big data pour différents types d'organisations publiques et privées. Par exemple, Jameson L. Toole *et al.* (2015) présentent les avantages d'un logiciel de planification urbaine qui autorise le traitement et la visualisation de cinq classes de données différentes. La première est celle des données audio, c'est-à-dire des enregistrements des appels provenant

des utilisateurs des infrastructures urbaines de transport. La deuxième est celle des données ouvertes (i.e., *open data*). La troisième est celle des données géo-spatiales produites de manière participative (i.e., par le biais du *crowdsourcing*). La quatrième est celle des données issues des techniques de recensement. Et la cinquième est celle des données provenant des enquêtes déplacements traditionnelles. D'après les auteurs, en autorisant l'exploitation de ces cinq types de données, leur système a l'avantage de permettre une estimation plus précise et approfondie de la demande de voyage. Il est par conséquent susceptible d'encourager une gestion plus agile et performante des infrastructures de transport. Toujours dans le domaine de la planification, Sui Tao *et al.* (2014) exposent comment les big data peuvent améliorer la gestion d'un secteur bien spécifique du transport urbain : le transport rapide par autobus (i.e., *Bus Rapid Transit ; BRT*). Plus précisément, les auteurs pensent que la géo-visualisation dynamique des trajets de bus, en autorisant une planification plus agile de ceux des *BRT*, peut permettre d'optimiser leur efficacité. Pour Hua Cai *et al.* (2014), les big data peuvent même servir des finalités moins directement logistiques et plus écologiques. En permettant une meilleure organisation des infrastructures de la mobilité urbaine, elles pourraient favoriser un développement plus durable des grandes villes. Pour Hua Cai et ses collègues, les mégadonnées peuvent autoriser une évaluation plus rigoureuse des habitudes des déplacements des propriétaires de véhicules électriques de façon à optimiser l'implantation des stations de recharge. En améliorant le taux d'électrification des véhicules et en réduisant par là même leur consommation d'essence, les auteurs soutiennent que les données massives sont susceptibles d'encourager la réduction des émissions de gaz à effet de serre dans la ville de Pékin. Précisons que d'autres travaux exposent les avantages des applications qu'il est possible de faire des technologies big data dans le domaine de la gestion des transports, de la ville ou du tourisme (Dong *et al.* 2015 ; Fuchs, Höpken & Lexhagen, 2014 ; Gao, Li, Li, Janowicz & Zhang, 2014 ; Gkiotsalitis & Stathopoulos, 2015 ; Shi & Abdel-Aty, 2015 ; Yin, Cheng, Wang & Shao, 2015).

Cependant, dans le sens de ce que nous avons dit plus haut, il ne faudrait pas croire que les big data sont intéressantes pour les seuls domaines d'expertise qui sont de l'ordre de la géographie appliquée. Par exemple, du point de vue du corpus examiné, elles attirent également l'attention des ergonomes. Le cas de la sécurité au travail en est une bonne illustration puisque, avec les technologies big data, il devient possible d'analyser automatiquement les vidéos de surveillance. Une fois associé à une base de connaissance qui définit ce que sont les comportements à risque pour telle et telle activité, ce type de

technologie peut ainsi permettre de détecter des travailleurs qui effectuent des actions estimées comme dangereuses (Guo, Ding, Luo & Jiang, 2015). Toujours dans le domaine de la sécurité au travail, Guy Walker et Ailsa Strathie (2016) montrent quant à eux comment les enregistreurs de données sur train (i.e., *On-Train Data Recorders* ; *OTDR*) peuvent potentiellement améliorer la gestion des facteurs humains. À l'aide de plusieurs centaines de méthodes d'ergonomie, les auteurs exposent comment, une fois traitées, les données issues de ces enregistreurs peuvent aider les spécialistes à intervenir plus tôt dans la prévention des risques professionnels. Pour autant, la sécurité au travail n'est pas, non plus, le seul champ d'application de l'ergonomie qui puisse bénéficier des avantages des big data. Le domaine de l'ergonomie des documents électroniques peut lui aussi profiter de ces atouts. Dans le cas des apprentissages en ligne, Jyotsna T. Wassan (2015) montre par exemple comment, avec la croissance de la demande d'éducation à distance, les mégadonnées peuvent rendre possible une véritable personnalisation de l'apprentissage. À condition d'être correctement traitées, ces données sont susceptibles de permettre la prévision des performances des élèves, la génération de recommandations pour les étudiants et les enseignants, le développement de systèmes de rétroaction plus pertinents, ou encore, la détection de comportements indésirables. Mais ces quelques exemples sont loin d'être exhaustifs. Il existe de nombreux champs d'applications où les technologies big data sont présentées comme des instruments potentiellement favorables aux organisations publiques et privées. C'est par exemple le cas de la gouvernance des systèmes de protection de l'enfance (Kum, Stewart, Rose & Duncan, 2015), celui de la climatologie (Schnase *et al.* 2014), celui du transport et de la logistique dans les milieux extrêmes (e.g., l'Arctique ; Grabowski, Rizzo & Graig, 2016) et celui de l'industrie pétrolière et gazière (Perrons & Jensen, 2015).

Comme nous l'avons signalé en amont, le corpus d'articles que nous avons considéré montre que les praticiens ne sont pas les seuls à accorder de l'attention aux big data. Ces dernières constituent également une ressource potentiellement intéressante pour les chercheurs. Par exemple, dans le cas des sciences de l'éducation, les données massives peuvent permettre de mieux comprendre les phénomènes de reproduction pointés par Pierre Bourdieu et Jean-Claude Passeron (1970). Le cas des travaux de Meilan Zhang (2015) est en ce sens intéressant puisque c'est à partir de données d'usage recueillies sur les sites *KhanAcademy.org* et *cartoonnetwork.com* que cet auteur pointe comment l'utilisation à domicile que les élèves font de l'internet reproduit les inégalités éducatives. Selon Meilan Zhang, les enfants qui ont des caractéristiques sociodémographiques plutôt hautes manifestent

un intérêt plus prégnant pour *KhanAcademy.org* (l'auteur parle de capital-améliorant ; i.e., *capital-enhancing*) que ceux qui ont des caractéristiques sociodémographiques plutôt basses et qui font un usage plus intense de *cartoonnetwork.com* (l'auteur parle de capital divertissement ; i.e., *entertainment*). L'intérêt des travaux de Zachary Dixon et de Joe Moxley (2013) est alors de montrer que la richesse des big data autorise une pluralité d'approches quantitatives. Il est en effet possible de considérer que les auteurs prolongent l'enquête de Meilan Zhang (2015) selon une posture qui est moins structuraliste et plus interactionniste. Contrairement à Meilan Zhang (2015), Zachary Dixon et Joe Moxley (2013) ne cherchent pas à rendre visibles les phénomènes de reproduction des capitaux culturels des apprenants, mais plutôt à montrer comment le développement du numérique au sein de la sphère éducative s'accompagne d'un changement des interactions enseignants-étudiants. Plus exactement, les auteurs s'appuient sur un corpus de 118 611 commentaires rédigés par des enseignants en réponse à 17 433 travaux d'étudiants afin de montrer comment, en situation d'*e-learning*, les enseignants se comportent différemment des résultats présentés dans les travaux antérieurs : les commentaires des enseignants examinés par les auteurs portent davantage sur des problèmes d'ordre supérieur, c'est-à-dire de réflexion, d'argumentation et de rhétorique, que sur des problèmes d'ordre inférieur, c'est-à-dire de grammaire, de syntaxe et de ponctuation.

Du point de vue de notre corpus, les big data intéressent également les chercheurs en sciences de l'information et de la communication. Notons que cette attention n'est toutefois pas étonnante si l'on tient compte du fait qu'au regard des publications que nous avons sélectionnées, les mégadonnées peuvent permettre de mieux saisir la réception des évènements médiatiques. Par exemple, grâce à un grand nombre de *tweets* recueillis en temps réel, Yang Yu et Xiao Wang (2015) ont étudié les réponses émotionnelles des spectateurs américains de la *Coupe du Monde FIFA 2014*. Les auteurs ont ainsi trouvé que, lors des matchs joués par l'équipe américaine, les émotions que sont la peur et la colère prédominent généralement. Ils ajoutent que ces mêmes spectateurs manifestent plus de joie lorsque les matchs observés n'engagent pas l'équipe américaine. Un peu à la manière de Yang Yu et Xiao Wang (2015), S. Mo Jang et P. Sol Hart (2015) proposent d'étudier la réception, non pas des évènements médiatiques sportifs, mais de ceux qui traitent des questions climatiques. Toujours à partir de l'analyse d'un nombre important de flux de conversations sur *Twitter*, les auteurs montrent que l'idée que le changement climatique puisse constituer un canular est, à tout le moins dans le cas des États-Unis, plus prégnante dans les « états rouges » que dans les « états bleus ». Comme dans le cas des applications professionnelles, les quelques usages

scientifiques des big data que nous venons d'exposer ne sont pas exhaustifs. Il y a bien d'autres domaines de recherche où les données massives sont mobilisées. C'est par exemple le cas de la recherche sur le tourisme (Zhang, Lan, Qi & Wu, 2016) et des sciences politiques, notamment dans le domaine de l'environnement (Lee, Kim & Lee, 2016).

Jusqu'ici, les big data apparaissent comme une ressource aussi utile pour orienter les actions des praticiens que pour stimuler les réflexions des chercheurs. Pour ces derniers, elles comportent cependant quelques limites. Afin de les dépasser, plusieurs chercheurs soutiennent l'idée qu'il est nécessaire d'articuler les big data à d'autres données plus classiques. C'est par exemple le cas de Daniel T. O'Brien (2016) qui expose comment, en associant une base de données de 600 000 demandes de services gouvernementaux et une enquête réalisée de façon plus traditionnelle auprès de 311 utilisateurs, il est possible de dresser une véritable cartographie des incivilités. Tout l'intérêt de cette cartographie est alors de permettre à l'auteur d'effectuer une analyse particulièrement fine des ancrages territoriaux du contrôle social informel. Daniel T. O'Brien n'est toutefois pas le seul chercheur à prôner ce que nous pourrions appeler, en référence aux travaux de Dominique Boullier (2016), un usage transgénérationnel des données. Annelies Zoomers et ses collègues (2016) le font également. À partir du cas des controverses portant sur l'accaparement des terres, les auteurs soutiennent en effet que, si les données massives permettent de découvrir de nouvelles réalités, il est crucial que les chercheurs continuent à faire des recherches empiriques classiques. Pour Annelies Zoomers et ses collègues, ces travaux de terrain doivent permettre aux scientifiques de préserver la trace du concret et de continuer ainsi à produire des interprétations sensibles et sensées.

Ce qui nous conduit à aborder la catégorie des critiques puisque, dans la continuité des travaux de Daniel T. O'Brien (2016) et de ceux d'Annelies Zoomers *et al.* (2016), d'autres auteurs se sont plus directement attachés à pointer l'importance d'adopter une certaine vigilance épistémologique à l'égard des big data. C'est par exemple le cas de Roxanne Connelly *et al.* (2016) qui pensent que, compte tenu de leur masse, les données administratives peuvent offrir des opportunités de recherche particulièrement intéressantes pour les sciences sociales. Les auteurs ajoutent en effet que ces avantages ne peuvent être garantis qu'à la seule condition que les chercheurs examinent avec attention la validité épistémologique des mégadonnées. Mais, comme tous ceux qui portent un intérêt au big data le savent bien, les données massives font problème, non seulement sur le plan épistémologique, mais aussi sur le plan éthique. C'est du moins ce que pointent une bonne

partie des articles que nous avons classés dans la catégorie des critiques. Par exemple, Alessandro Mantelero (2016) soutient l'idée que, si les technologies big data sont des outils analytiques puissants pour étudier les comportements des individus, leurs usages ne sont pas non plus dépourvus de toute forme de risque. Pour l'auteur, la violation du respect du droit à la vie privée constitue un de ces risques. Il souligne alors comment l'approche atomistique qui est au fondement des réglementations actuelles sur la confidentialité des données est largement insuffisante. L'auteur pense qu'il est toutefois possible de pallier cette déficience. La solution consiste selon lui à actualiser les réglementations actuelles à l'aide d'un matériel législatif institué, non plus à un niveau individuel, mais collectif. Et, à en croire les travaux de Romany F. Mansour (2016), ceux d'Alessandro Mantelero (2016) sont d'une importance fondamentale. Avec le développement croissant du nombre de renseignements personnels que les internautes déposent sur les sites de réseautage, Romany F. Mansour (2016) pense en effet que les risques de violation de leur vie privée sont, eux aussi, toujours plus grands. L'auteur pointe en ce sens comment les logiciels malveillants ont évolué dans le même temps que les TIC : ils se sont adaptés à l'environnement big data et permettent aujourd'hui l'exploitation massive des informations privées afin de servir une ingénierie sociale particulièrement efficace. Dans le sens d'Alessandro Mantelero (2016), Romany F. Mansour (2016) pense que ces abus doivent faire l'objet d'une profonde mise en question.

Les travaux de Marijn Janssen et de Jeroen van den Hoven (2015) prennent le contre-pied des critiques des deux derniers auteurs que nous venons de citer. Plus précisément, Marijn Janssen et Jeroen van den Hoven soutiennent que, si ce qu'ils appellent le *Big and Open Linked Data (BOLD)* peut conduire à une augmentation du contrôle, et donc, à une réduction de la vie privée, il peut également favoriser l'avènement d'un modèle de gouvernance plus ouvert et transparent. Les auteurs orientent de cette manière leur critique sur un aspect du big data qui n'est probablement pas suffisamment considéré. Selon eux, la transparence et la confidentialité, qui sont des dimensions importantes du big data, peuvent faire l'objet de multiples interprétations. Les auteurs pensent ainsi qu'à l'ère des mégadonnées, il est nécessaire de conceptualiser ces deux notions de façon non dichotomique afin de pouvoir réfléchir à la complexité de leur interdépendance, entre elles, mais aussi avec d'autres facteurs. Richard Cumbley et Peter Church (2013) adoptent un positionnement qui est encore différent. Du point de vue des autres articles de la catégorie des critiques, leur publication a alors le mérite de changer les perspectives dans la mesure où les auteurs se placent du côté des entreprises et selon une approche plutôt pragmatique. Pour Richard Cumbley et Peter Church,

les big data sont une ressource précieuse pour les organisations. Le problème est que les coûts et les risques associés au stockage et au traitement de ces données forment, d'après les auteurs, un véritable fardeau. Dans le sens d'Alessandro Mantelero (2016) et de Romany F. Mansour (2016), Richard Cumbley et Peter Church (2013) pensent qu'il est nécessaire de questionner les réglementations actuelles sur la protection de la privée. Néanmoins, à la différence d'Alessandro Mantelero (2016) et de Romany F. Mansour (2016), Richard Cumbley et Peter Church (2013) soutiennent que ce questionnement doit être réalisé afin de déterminer en quoi ces réglementations sont ou non un juste équilibre entre les risques et les avantages associés aux usages que les entreprises font des mégadonnées.

Nous souhaitons ajouter que d'autres auteurs adoptent des perspectives critiques plus pluralistes que celles que nous venons d'exposer dans le sens où ils montrent que les big data recouvrent des problèmes qui dépassent les questions épistémologiques et juridiques. Par exemple, pour Malte C. Ebach et ses collègues (2016), les risques associés aux usages que les organisations font des big data sont de trois types. Le premier est celui de la maladie du pouvoir et renvoie à l'idée que le big data pourrait être victime du syndrome d'Hubris. Cela veut dire qu'à force d'être obsédé par sa propre image, le big data pourrait finir par se déconnecter de la réalité et conduire ainsi les collectifs qui le font exister à agir à l'emporte-pièce. Le deuxième est celui de l'atomisation de la société. Il est associé au fait que le big data puisse favoriser l'institution de ce qu'Eli Pariser (2011) appelle la bulle de filtres (i.e., *Filter Bubble*). L'idée de Malte C. Ebach et de ses collègues (2016) est qu'en favorisant la personnalisation des environnements numériques des internautes, le big data pourrait *in fine* les isoler les uns des autres. Et le troisième est celui de la gouvernance par la corrélation. Après tout, qu'est-ce qui nous certifie que les technologies big data ne cristallisent pas diverses formes de biais cognitifs en accordant trop d'attention à des corrélations dénuées de liens de causalité ?

Un des intérêts des articles que nous avons classés dans la catégorie des développements technologiques est alors qu'ils permettent une meilleure compréhension de la manière dont la conception des technologies de traitement des données massives est, *a minima* dans certain cas, orientée en fonction des critiques qui sont produites à l'égard du big data. Un des exemples les plus probants de ce que nous pourrions ainsi nommer, à la suite de Luc Boltanski et d'Ève Chiapello (1999), l'absorption algorithmique de la critique du big data est présenté dans l'article de Juha Oksanen et de ses collègues (2015). Ces derniers proposent en effet un algorithme de traitement de données issues d'applications mobiles sportives qui

repose sur ce que les auteurs appellent le principe du k-Anonymat. Selon Juha Oksanen et ses collègues, l'avantage de cette technologie est qu'elle permet de préserver la vie privée des utilisateurs tout en autorisant le traitement des données qu'ils produisent, et donc, la production des services qui y sont associés. Mais, comme nous l'avons vu plus haut, le respect de la confidentialité des données n'est pas le seul problème que posent les big data. Ces dernières font aussi question sur le plan épistémologique dans la mesure où les technologies de traitement des données massives sont connues pour identifier des liens de corrélations et non de causalité. Li Li *et al.* (2015) présentent en ce sens une technologie de traitement qui permet, selon eux, de lever le défi de la masse des données sans pour autant négliger le problème de la causalité. En effet, les auteurs exposent dans leur article un algorithme qui permet de traiter les big data en plusieurs séries chronologiques de façon à autoriser l'identification automatique des liens de causalité qui peuvent structurer les données considérées. Eoin Whelan et ses collègues (2016) proposent quant à eux de s'attaquer à un autre problème qui, comme nous avons pu le voir à l'aide de la catégorie des applications scientifiques, est, certes plus pratique, mais n'en reste pas moins important. Ce problème est celui de la conciliation des données quantitatives et qualitatives. Plus exactement, Eoin Whelan et ses collègues présentent une technologie qui permet l'articulation de ces données de façon à faciliter et améliorer la compréhension que les chercheurs peuvent avoir des réseaux sociaux.

De manière plus générale, les publications de la catégorie des développements technologiques montrent finalement que l'analyse des données massives recouvre un changement important du point de vue des disciplines que sont les mathématiques et l'informatique. Ces articles nous rappellent de ce fait qu'afin de pouvoir permettre aux chercheurs et aux praticiens d'exploiter les mégadonnées, il est d'abord nécessaire de concevoir de nouvelles méthodes pour les traiter. C'est par exemple le cas de Weihua An (2016) qui expose une revue de littérature des modèles de graphe aléatoire exponentiel (i.e., *Exponential Random Graph Models ; ERGM*) afin de proposer différentes solutions permettant de dépasser les limites que manifestent ces techniques pour l'analyse des réseaux de grande dimension. Un autre exemple intéressant est celui de Thomas Lefèvre et de ses collègues (2016). Ces derniers montrent en effet que les Analyses en Composantes Principales (ACP), qui sont généralement utilisées pour réduire la dimensionnalité d'un jeu de données, présentent un certain nombre de lacunes dans le cas du traitement des mégadonnées. Un peu à la manière de Weihua An (2016), les auteurs proposent ensuite de nouvelles méthodes

d'analyse multi-variée qu'ils appellent des techniques de réduction de dimensionnalité non linéaires (i.e., *NonLinear Dimensionality Reduction ; NLDR*). Ces dernières permettent, selon eux, de combler les lacunes des ACP. Bien d'autres auteurs encore exposent de nouvelles techniques de traitement développées dans des domaines d'application très variés. Ces domaines sont par exemple celui de l'analyse de données vidéo (St-Aubin, Saunier & Miranda-Moreno, 2015), celui de la détection d'anomalies (Zhang, Lin & Karim, 2015) et celui de la généralisation des modèles de données hétérogènes (i.e., *Generalized Heterogeneous Data Model ; GHDM ; Bhat, 2015*).

Posture de recherche

Deux pas de côté

Prenons maintenant du recul et posons-nous la question suivante. Sur le fond, qu'effectuent les auteurs que nous venons de citer ? Il y aurait plusieurs réponses possibles. Pour autant, nous pouvons affirmer que, globalement, ces auteurs réalisent une présentation critique plus ou moins positive des technologies big data et des usages qu'il est possible d'en faire. Mises à part quelques exceptions, les travaux que nous venons de présenter ne cherchent-ils pas à expliquer comment les big data et les machines autorisant leur traitement peuvent ou non permettre aux hommes de mieux connaître et organiser leur environnement ? Par conséquent, ces articles ne manquent-ils pas d'une certaine distance compréhensive ? Car présenter la conception et les usages d'une technique pour mieux expliquer ses avantages et ses inconvénients n'est pas la même chose qu'examiner une technique pour mieux comprendre comment elle est conçue et utilisée. Le premier pas de côté que nous proposons de faire par rapport aux travaux que nous venons de présenter est ainsi d'ordre téléologique. Dans ce manuscrit, nous ne viserons pas à expliquer comment le big data et les machines intelligentes peuvent ou non améliorer les activités des acteurs de la société, même si nous proposerons sur ce point quelques idées. Nous chercherons surtout à comprendre comment ces acteurs conçoivent et utilisent les intelligences artificielles de façon à s'approprier le nouveau monde que composent les mégadonnées.

Du point de vue de la littérature, le pas de côté que nous proposons de faire marque donc une certaine originalité. Mais alors, le risque n'est-il pas que nous nous engagions dans une perspective un peu trop atypique ? Si un travail de thèse doit effectivement permettre

l'exploration de terrains vierges et d'idées nouvelles, ne doit-il pas également s'inscrire, au moins partiellement, au sein d'une école de pensée sous peine d'être mal compris, voire accepté ? Nous pensons que si. Et c'est pourquoi il nous faut apporter quelques précisions sur le caractère original du positionnement que nous proposons d'adopter. Ce dernier ne l'est en effet que de manière relative puisque, dans le domaine de la sociologie, et plus particulièrement en France, le premier pas de côté que nous proposons d'effectuer découle en réalité d'une posture scientifique qui n'est pas vraiment neuve. Cette posture est celle des Études des Sciences et des Technologies (i.e., *Science et Technology Studies* ; *STS*) qui, à la suite d'Harold Garfinkel (1967) et d'Aaron V. Cicourel (1974), ont depuis longtemps soutenu l'argument que pour bien connaître le monde, il peut être utile de s'en distancier afin de mettre en question la manière même dont nous le comprenons. C'est d'ailleurs tout la force des travaux de Bruno Latour (1987a) que de pointer les avantages cognitifs que les hommes peuvent trouver à défricher délicatement ce terrain nouveau que constitue la production de leurs connaissances.

Aujourd'hui, il existe déjà plusieurs chercheurs qui ont entrepris d'étudier le big data selon une posture assez proche de celle que nous proposons d'adopter dans ce texte. La revue *Big Data & Society* a par exemple publié différents travaux qui visent à mieux comprendre la manière dont les mégadonnées et les machines qui les traitent permettent aux hommes de se représenter leur environnement et d'orienter leurs pratiques. De façon non exhaustive, c'est le cas des articles de :

- Trevor J. Barnes et Matthew W. Wilson (2014) qui montre comment le big data est la continuité du mouvement, plus ancien, que compose la physique sociale ;
- David Beer (2015) qui pointe la manière dont les données massives modifient la façon dont les individus peuvent se représenter les formes culturelles ;
- Göran Bolin et Jonas A. Schwarz (2015) qui souligne comment les industries de la publicité ressentent souvent le besoin paradoxal de traduire les statistiques relationnels des big data en des statistiques sociales plus traditionnelles ;
- Jenna Burrell (2016) qui met en avant la façon dont les technologies de traitement des mégadonnées comportent diverses formes d'opacité.

Nous pouvons également noter que, dans le domaine de la sociologie francophone, plusieurs ouvrages et numéros de revues ont contribué à développer des connaissances sur la

façon dont les big data et les machines intelligentes permettent aux hommes de comprendre et de s'approprier leur environnement. La revue *Réseaux* a par exemple publié en 2013 deux numéros qui traitent de ce sujet. Le premier vise à mettre au jour comment les algorithmes sont sous-tendus par des représentations du politique, c'est-à-dire des façons de penser l'ordonnement des hommes et de leurs informations (Cardon, 2013). Le second a quant à lui pour objectif de contribuer au développement d'une sociologie des bases de données en regroupant différentes recherches empiriques sur la manière dont elles sont conçues et utilisées (Flichy & Parasia, 2013). L'ouvrage plus récemment coordonné par Pierre-Michel Menger et Simon Paye (2016) est un autre bon exemple de ce type de démarche à visée compréhensive. Ce dernier regroupe en effet divers travaux qui ont également pour finalité de décrire et comprendre les régimes de connaissance et d'action qui sont associés aux usages des données massives.

Ainsi, l'exploration que nous exposons dans cette thèse peut être considérée comme une continuité des initiatives présentées dans le paragraphe qui précède. Elle peut même être plus spécifiquement comprise comme un prolongement des travaux de Dominique Cardon (2015b) dans la mesure où elle porte essentiellement sur l'étude de la quatrième famille de calcul que l'auteur appelle les algorithmes prédictifs. Il nous faut néanmoins préciser qu'ici aussi, nous opérons un déplacement, bien que ce deuxième pas de côté soit selon nous moins important que le premier. Car, à la différence de Dominique Cardon, nous nous intéresserons principalement aux applications marchandes des technologies big data selon un point de vue qui est largement inspiré de la théorie de la captation développée par Franck Cochoy (2004a). Autrement dit, la sociologie que nous proposons de déployer pour étudier les machines à produire des futurs est légèrement différente de celle de Dominique Cardon (2015b). C'est une sociologie économique relationnelle qui a pour objet d'étudier comment les dispositions des acteurs sociaux et les dispositifs de gestion s'articulent pour faire exister les marchés. C'est donc précisément en ce sens qu'il faut comprendre le questionnement qui est au fondement de ce manuscrit et qui peut être formulé comme suit. À l'ère du big data, comment sont conçues et utilisées les machines à produire des futurs économiques³ ? Comment participent-elle à faire exister les marchés ?

³ Nous souhaitons préciser que nous empruntons la notion de futur économique à la journée d'étude que Roland Canu a organisée le 18 décembre 2015 à l'université de Toulouse Jean Jaurès et qui s'intitule : *La genèse des futurs économiques*. Il est d'ailleurs important de mentionner que ce concept de futur économique doit beaucoup aux travaux de Martin Giraudeau (2010) et à ceux de Thomas Angeletti (2012).

D'une manière générale, en cherchant à répondre à cette problématique, nos travaux viseront à mieux comprendre la manière dont nos organisations marchandes tendent aujourd'hui à recouvrir des visions du futur à très courte portée. À la différence des anticipateurs humains dont parle John M. Keynes (1973), les machines qui nous intéresseront sont en effet dotées d'une capacité nouvelle : elles ne sont plus seulement capables de réaliser des projections statistiques à long, moyen, voire court terme, elles peuvent également faire exister des futurs économiques qui doivent se produire à très court terme. Tout l'avantage des intelligences artificielles à l'ère du big data est qu'elles sont assez rapides et puissantes pour effectuer des prédictions portant sur des futurs qui sont de l'ordre de quelques secondes. Cette capacité est alors d'autant plus impressionnante que ces machines peuvent réaliser ces anticipations avec un grain d'analyse relativement fin.

Nous soutiendrons en ce sens que ces sortes de prédateurs de traces (Kessous, 2012) que sont les agents de calcul à l'ère du big data ne sont pas seulement capables de participer à produire ce que l'on appelle traditionnellement la société, l'opinion (Boullier, 2016), ou encore, le marché (Muniesa, 2003)⁴. Ils peuvent également, et surtout, faire exister des comportements de petits groupes d'humains et de non humains d'après des règles de calcul qu'ils apprennent par eux-mêmes et qu'ils manipulent avec une grande flexibilité. Cela veut dire qu'*a contrario* des anticipateurs humains de John M. Keynes (1973), l'incertitude que doivent lever ces machines est moins de l'ordre de la planification que de l'adaptation. Le cas des agents recommandations en est un exemple parfait puisque, nous y reviendrons dans le corps du texte, ces derniers n'ont pas pour finalité de prédire la demande d'un profil sociodémographique spécifique de consommateurs pour l'année, le mois ou les jours à venir. Ils doivent anticiper les préférences d'un visiteur particulier à chacun des clics qu'il effectue. La multiplication de tels agents de calcul au sein des organisations marchandes contribue donc à modifier considérablement le rapport que les hommes entretiennent avec le futur. Il nous semble qu'un des principaux apports de cette thèse est alors de proposer quelques pistes de réflexions sur les enjeux sociocognitifs qui sont associés à cette nouvelle domestication du futur. Notons que l'ensemble de nos arguments reposera pour cela sur le postulat de départ qu'à l'instar des algorithmes de marché de Fabian Muniesa (2003), les agents de calculs qui traitent les big data sont des espaces sociaux. En tant que système de traitement d'informations socioéconomiques :

⁴ Comme nous le verrons dans la suite du manuscrit et contrairement à ce qu'en pensent certains spécialistes, ils le font effectivement encore un peu, même à l'heure actuelle.

« il[s] configure[nt] les propriétés de la rencontre des offres et des demandes [dans le même temps qu'ils] gère[nt] le rapport au temps dans l'échange marchand » (Muniesa, 2003, p. 43).

Présentation du manuscrit

Organisation de la thèse

Pour étudier la question qui est au fondement de nos travaux, c'est-à-dire celle du rôle des machines à produire des futurs économiques à l'ère des mégadonnées, nous nous appuyons sur une ethnographie multi-située (Marcus, 1995) que nous avons conduite de 2012 à 2015 de façon à retracer la complexité générale des systèmes sociotechniques big data. Au total, nous avons constitué trois grands types de recueil. Le premier est celui que nous avons produit durant 5 projets de partenariat que nous avons élaborés avec 5 *start-up* engagées dans la commercialisation de solutions big data. Ces montages de projets nous ont permis d'accumuler des enregistrements audio, vidéo et des notes d'observations sur les activités de conception et de mise en marché de ces différentes solutions. Précisons que sur ces 5 projets, 2 ont débouché sur des contrats de partenariat de 18 mois chacun. Ces derniers nous ont alors permis, d'une part, de compléter les données dont nous disposions concernant la conception des machines développées par les sociétés partenaires et, d'autre part, d'effectuer plusieurs séries d'études et d'expérimentations sur les usages que les internautes font de ces technologies. Concernant ce dernier point, il est nécessaire d'ajouter que nous présenterons dans cette thèse les seules études et expérimentations que nous avons conduites avec la société *Data Crawler*. En outre, dans l'objectif de mieux saisir les activités de conception des agents de calcul, nous avons également réalisé plusieurs entretiens auprès de scientifiques des données. Nous exposerons plus en détail ces matériaux dans le chapitre 5. Notons que nous avons anonymisé la totalité des données issues de ce premier recueil afin de ne porter aucun préjudice aux sociétés et aux professionnels rencontrés. Le deuxième type de recueil est celui que nous avons produit lors des visites du *salon Big Data* et du *salon E-marketing et Stratégie Client* qui ont été organisés durant l'année 2014. À l'instar des terrains dont nous venons de parler, ces deux salons nous ont permis de produire plusieurs enregistrements audio, vidéo et notes d'observations ainsi qu'une importante documentation sur diverses offres de technologies big data. Le troisième type de recueil est essentiellement composé de données secondaires, c'est-à-dire de documents journalistiques, scientifiques ou biographiques que

nous avons collectés afin de retracer l'histoire des big data et celle de l'intelligence artificielle. D'une manière générale, chacun de ces matériaux a fait l'objet d'un traitement spécifique que nous présentons dans les chapitres 2, 3, 4, 5 et 6. Ceci nous conduit à aborder l'organisation du manuscrit.

Comme le présente la figure 4, cette thèse est composée de trois parties qui peuvent être exposées de la manière suivante. La première (P_1) est un point départ. Elle a deux principaux objectifs. D'abord, elle nous permettra de situer le point de vue général que nous adopterons par la suite pour explorer nos différents terrains (*cf.* chapitre 1). Elle nous aidera ensuite à mieux cerner la dynamique du système sociotechnique que forme, sur un plan macro, les big data, les hommes et les intelligences artificielles qui les relient (*cf.* chapitre 2). Ce point de départ nous permettra de mettre en avant qu'une des plus importantes spécificités du mouvement big data est de préparer l'avènement d'une croissance démographique sans précédent des machines à produire des futurs économiques. La deuxième partie (P_2) consistera à réaliser un zoom avant sur ces machines en focalisant sur ce que nous nommerons l'environnement de conception, c'est-à-dire l'espace relationnel que forment le concepteur (*i.e.*, le groupe d'acteurs et d'actants qui fabrique la machine), l'agent de calcul (*i.e.*, la machine) et l'implémenteur (*i.e.*, l'entreprise qui adopte la machine). Afin de mieux connaître ces agents de calcul qui peuplent toujours un peu plus nos organisations socioéconomiques, nous montrerons comment ce que l'on appelle aujourd'hui les algorithmes prédictifs s'inscrivent au sein de l'histoire de l'intelligence artificielle (*cf.* chapitre 3). Puis, nous verrons comment, à l'ère des mégadonnées, la conception de ces agents de calcul tend à se détacher des épistémologies globales qui portent sur l'intelligence et le social pour mieux s'attacher aux épistémologies locales de l'implémenteur (*cf.* chapitre 4 et 5). Dans la troisième partie (P_3), nous opérerons une sorte de *travelling* vers ce que nous nommerons l'environnement d'usages, c'est-à-dire l'espace relationnel que forment l'implémenteur, la machine et l'utilisateur (*i.e.*, le groupe d'acteurs et d'actants qui utilisent la machine). À partir de l'étude du cas particulier de l'agent de recommandation développé par la société *Data Crawler*, nous pointerons comment certaines machines peuvent, au moins partiellement, faire advenir les productions qu'elles font du futur dans le présent (*cf.* chapitre 6).

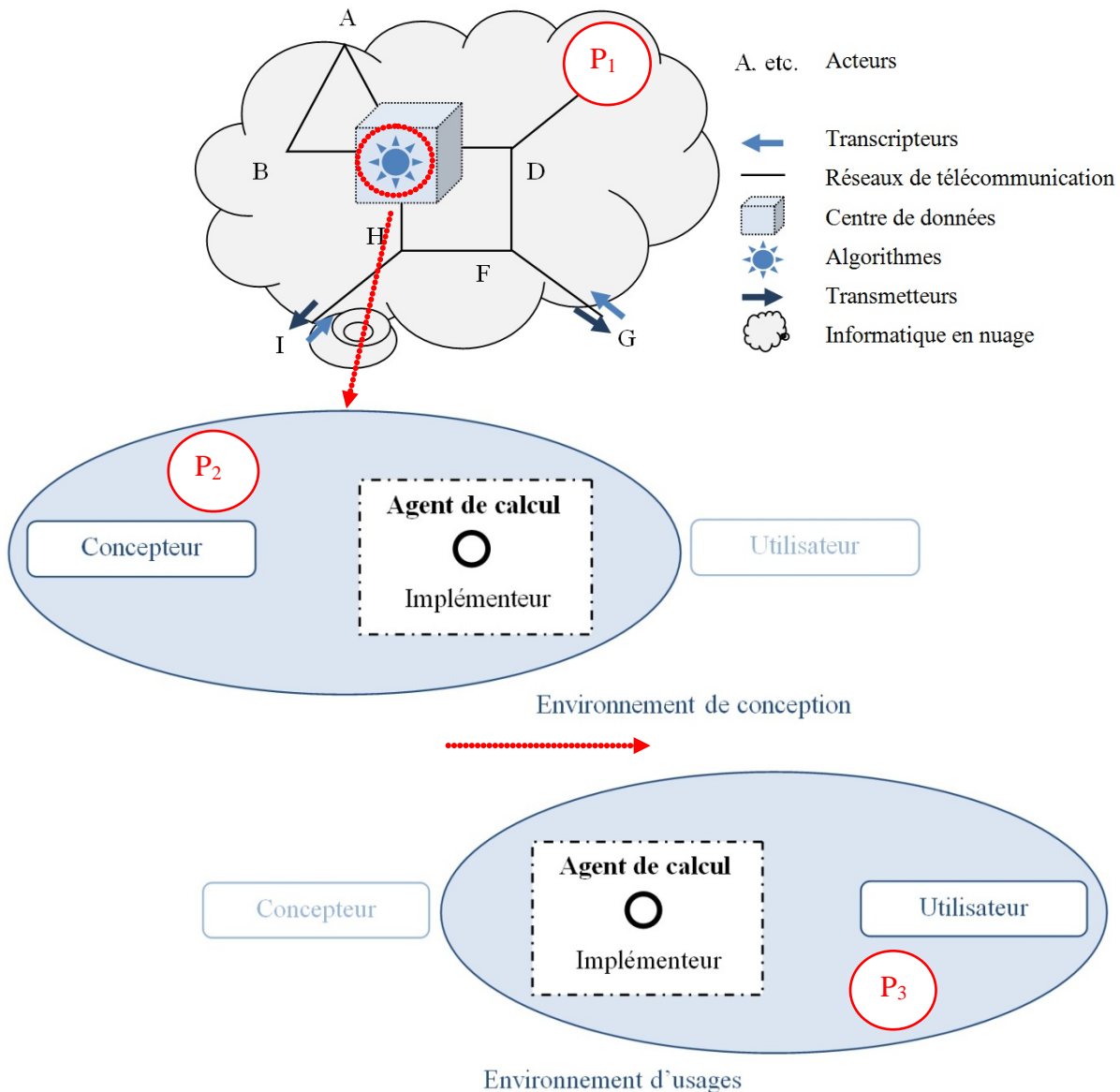


Figure 4. Organisation de la thèse

De façon plus détaillée, le chapitre 1 est un prélude préparatif à l'exploration que compose cette thèse. Il nous permettra de situer et de régler le point de vue général que nous porterons, dans la suite du manuscrit, sur nos différents terrains. Le but de ce chapitre sera d'aborder le questionnement qui suit. Du point de vue de la sociologie économique, pourquoi et comment observer les machines à produire des futurs ? En référence aux travaux de Karl Polanyi ([1944] 1983), nous commencerons par répondre à la question du « pourquoi » en faisant l'hypothèse que l'observation de ces technologies peut permettre de mieux comprendre comment, à l'ère du big data, les marchés sont encadrés dans un faisceau d'ordres économiques et sociaux. À la question du « comment », nous répondrons que c'est en

observant la manière dont ces machines performant les représentations de leurs concepteurs, c'est-à-dire les font advenir dans le réel (Callon, 1998), qu'il est possible de mieux saisir l'encastrement socioéconomique des agencements marchands. Ensuite, afin de dégager quelques pistes de réflexion sur la façon dont il est possible d'observer la performativité des technologies big data, nous ferons un détour par la pragmatique linguistique. Ce crochet nous permettra de mettre en avant comment les travaux des successeurs de John L. Austin (1962 ; i.e., John R. Searle, Paul H. Grice, Dan Sperber et Deirdre Wilson) conduisent à faire l'hypothèse suivante : pour être performative, une conception doit être pertinente, c'est-à-dire utile, facile à utiliser et acceptable. Nous en déduisons qu'afin de saisir la performativité d'une technique, il est important de comprendre les formes de sa pertinence.

Le chapitre 2 sera un prolongement empirique de ce point de départ théorique. Sa finalité sera de proposer une première définition sociohistorique de ce qu'est le big data. Pour ce faire, nous nous appuierons sur les archives du *New York Times* et sur l'ensemble des données recueillies lors du *salon Big Data* et du *salon E-Marketing et Stratégie Client*. Nous verrons que le big data peut être compris comme un système d'information et un processus de documentation relativement anciens qui ont évolué au gré de divers innovations et controverses. Nous montrerons qu'il est possible de dégager quatre grandes générations de données massives dont la première a émergé au cours des années quatre-vingt dix. Nous pointerons ensuite comment le mouvement big data est sous-tendu par un travail de mise en pertinence déployé par divers acteurs. Ceci nous permettra de mettre en avant comment, à partir d'arguments d'ordres scientifiques, technologiques, politiques, économiques, culturels, sociaux et humains, ces acteurs font exister l'utilité, l'utilisabilité et l'acceptabilité des technologies big data. Nous conclurons en soulignant qu'une des plus importantes spécificités du mouvement big data que nous connaissons aujourd'hui est qu'il est en train de préparer un avènement massif des agents de calcul au sein des organisations socioéconomiques.

De ce constat découlera cette question : qui sont donc ces agents de calcul qui peuplent toujours un peu plus nos mondes marchands ? Pour y répondre, nous proposerons dans le chapitre 3 de retracer leur histoire. Notre questionnement sera double. D'une part, nous chercherons à identifier qui sont les ancêtres des algorithmes d'apprentissage artificiel (i.e., *machine learning*) dont parlent beaucoup les acteurs du big data. D'autre part, nous examinerons en quoi ces ancêtres sont intelligents du point de vue de leurs concepteurs et des acteurs qui les implémentent. Autrement dit, nous proposerons dans ce chapitre de retracer la filiation informatique de ce que les professionnels nomment la science des données (i.e., *data*

science). Pour cela, nous mobiliserons principalement un corpus regroupant plusieurs articles scientifiques, documents écrits et vidéo qui témoignent de l'histoire de l'intelligence artificielle. Nous verrons ainsi que cette sous-discipline de l'informatique s'est, au cours de son évolution, progressivement rapprochée de la statistique pour donner forme à l'apprentissage automatique. Nous montrerons plus concrètement comment la fusion des modèles cognitifs qui sont à la base de l'intelligence artificielle (i.e., le cognitivisme et le connexionnisme), ont historiquement permis le développement de formalismes mathématiques qui ont ouvert la voie à l'apprentissage statistique. Nous soutiendrons que cette innovation constitue une certaine rupture du point de vue de la conception des agents de calcul dans la mesure où elle permet à ceux qui les fabriquent de se détacher des épistémologies globales qui portent sur l'intelligence. Nous pointerons que cette rupture instaure un véritable changement de paradigme dans le sens où, avec l'apprentissage statistique, l'intelligence des machines ne nécessite plus vraiment d'être pensée en rapport avec celle du vivant.

Le chapitre 4 nous permettra de mieux comprendre comment les machines apprenantes qu'affectionnent tant les promoteurs du big data peuvent produire des avenir économiques. À partir de données de premières mains et d'un échantillon de la littérature scientifique issue du domaine de l'apprentissage artificiel, nous proposerons en effet d'étudier la façon dont les agents de calcul sont capables d'apprendre le passé afin de pouvoir, dans le présent, prédire le futur. Nous verrons que, contrairement à ce que laissent penser certains spécialistes, ces agents apprenants ne permettent pas d'accéder au réel de manière immanente. Dans le sens du chapitre précédent, nous montrerons que, si ces machines ne visent pas vraiment à performer des épistémologies globales sur ce qu'est l'intelligence et le social, elles véhiculent par contre diverses formes d'épistémologies locales sur la façon dont il est possible de résoudre un problème d'apprentissage artificiel. Autrement dit, nous soutiendrons que ce n'est pas parce qu'à l'ère du big data, les agents de calcul peuvent prédire l'avenir en toute autonomie et de façon plurielle, que ces prédictions découlent d'une connaissance a-normative. Nous montrerons que, sans stratégie d'action collective, et donc sans les règles, les valeurs et les normes qui les fondent, l'apprentissage des machines est même souvent impossible. Nous exposerons ensuite les cinq grandes familles d'algorithmes d'apprentissages qui existent actuellement de façon à souligner comment ces dernières composent un *self-service* d'une grande diversité de produits *open source*. Toute la question sera alors de savoir comment les concepteurs peuvent concrètement utiliser ces produits pour traduire les savoirs locaux de

l'implémenteur en des formalismes autorisant la résolution d'un problème d'optimisation spécifique.

Le cinquième chapitre constituera la continuité directe du précédent puisqu'il aura pour objet de répondre à cette question. À partir d'entretiens exploratoires et semi-directifs, nous chercherons en effet à rendre compte de la manière dont les concepteurs mobilisent les techniques d'apprentissage automatique pour fabriquer leurs machines à prédire des avenir marchands. Nous montrerons comment, non plus sur le plan formel, mais empirique, les activités de conception des agents apprenants renvoient à un travail de mise en pertinence qui implique la participation active du concepteur et de l'implémenteur. Nous verrons alors que leur conception est un véritable travail d'enquête qui se joue sur les plans sociotechnique et psychotechnique. Nous soulignerons comment ce travail consiste, pour le concepteur, à aider l'implémenteur à découvrir, explorer et formaliser le problème qu'il souhaite résoudre et les connaissances permettant de le traiter. Nous soutiendrons en ce sens que, du point de vue de l'environnement de conception, les agents apprenants sont des co-crétions qui ont pour fonction de permettre une gestion ambidextre des données massives, c'est-à-dire d'autoriser la quasi-simultanéité de l'exploitation économique de leurs activités d'exploration des données numériques. Nous monterons finalement comment la co-crétion de ces machines à produire des futurs économiques renvoie à des activités qui sont à la fois d'ordre scientifique et artistique.

Le dernier chapitre sera le plus dense de la thèse. Il constituera le compte rendu d'une partie des travaux que nous avons réalisés durant le partenariat de 18 mois contracté avec la société *Data Crawler*. Il sera un prolongement des deux chapitres précédents puisqu'il consistera à mettre en avant comment certains agents apprenants peuvent faire advenir dans le présent les représentations qu'ils produisent du futur. Pour ce faire, ce sixième chapitre sera composé de trois enquêtes qui auront pour objectif de mettre en lumière la performativité de l'agent de recommandation appliqué au e-commerce qu'a développé la société *Data Crawler*. La première enquête aura pour finalité d'identifier le scénario d'usage que véhicule cet agent. Nous verrons que ce dernier a pour fonction de générer des effets sérendip dans le sens où, en prédisant les préférences de ses utilisateurs, il doit les conduire à entrer dans des logiques d'exploration et de comparaison de produits tout en les enrôlant dans le processus d'achat. Dans la deuxième enquête, nous pointerons comment, sur le plan empirique, l'agent de recommandation de *Data Crawler* tend effectivement à susciter une certaine disposition à la sérendipité chez ceux qui l'utilisent. Nous soutiendrons dans la troisième enquête que, si ces

effets sérendip sont susceptibles de favoriser les stratégies de découverte d'information, ils peuvent également perturber celles de recherche d'information. Nous montrerons finalement que les effets produits par l'agent de *Data Crawler* sont plutôt ambivalents puisque sa performativité repose sur une utilité, une utilisabilité et une acceptabilité qui, sur le plan de l'environnement d'usages, peuvent être questionnées. Ceci nous permettra de souligner que cet agent institue une forme de manipulation douce, mais réelle, de ceux qui l'utilisent. Nous verrons que cette forme de manipulation est bien différente de celle qui existe entre le concepteur et les implémenteurs de cet agent puisque les utilisateurs ne participent pas à la création de ses services : ils les coproduisent de façon non volontaire et, bien souvent, sans même vraiment savoir comment. Nous soutiendrons en ce sens que si, en économicisant les activités d'exploration des utilisateurs, l'agent de *Data Crawler* peut être considéré comme un bien du point de vue de l'implémenteur, il n'en est pas de même du point de vue de l'utilisateur. En instaurant ce que nous appellerons une asymétrie de manipulation, nous développerons l'idée que l'agent de *Data Crawler* ne favorise pas l'avènement de ce que Michel Callon (2013) nomme un bon marché.

Partie 1. Point de départ

« Reportons-nous 500 000 ans en arrière et imaginons qu'à cette époque nos ancêtres, des *homo* pas encore *sapiens*, possédaient déjà une capacité métareprésentationnelle, mais pas encore de langage. Observons deux d'entre eux en particulier, que nous appellerons Marie et Pierre. Marie est en train de cueillir une baie sur un buisson. Elle la mord. Le goût est amer. Elle la recrache. Elle infère du goût amer que ces baies de ce buisson sont immangeables. Il se trouve que Pierre observe Marie et, comme il possède une capacité métareprésentationnelle, il s'explique le comportement de Marie en lui attribuant des états mentaux. Il infère de son comportement qu'elle pense que ces baies sont immangeables, et il en conclut lui aussi qu'elles le sont. En observant et surtout en comprenant le comportement de Marie, Pierre aboutit à la même pensée que celle à laquelle Marie avait aboutit en goûtant les baies. Ce n'est pas encore de la communication – après tout, Marie ne savait peut-être même pas que Pierre était là à l'observer –, mais c'est déjà, en un sens, une transmission de pensée rendue possible par les capacités méta-représentationnelles de Pierre.

Imaginons maintenant une version un peu différente de l'histoire. Dans cette nouvelle version, Marie sait que Pierre l'observe, et non seulement elle le sait mais le souhaite, et elle le souhaite précisément parce qu'elle veut agir sur les états mentaux de Pierre. Elle veut lui faire penser que ces baies sont immangeables. En quelque sorte, cette fois-ci elle veut l'informer (elle a ce que nous appellerons une *intention informative*) que ces baies sont immangeables. Comment accomplit-elle cette intention informative ? En agissant d'une façon qui donne à penser à Pierre qu'elle pense que ces baies sont immangeables. On n'a toujours pas affaire à de la communication à proprement parler, mais on a affaire à une transmission intentionnelle de pensée.

Qu'est-ce qui pourrait amener Marie à vouloir agir ainsi sur les pensées de Pierre ? Tout dépend de savoir si elle lui veut du bien ou du mal. Si elle est bienveillante, elle peut vouloir informer Pierre, et lui épargner d'avoir à goûter ces baies peut-être empoisonnées. Si elle est malveillante, Marie peut vouloir garder pour elle seule ces baies qui, en fait, sont délicieuses. Sachant que Pierre la regarde, elle fait semblant de les recracher avec dégoût, escomptant qu'il passera son chemin. Tandis que nos sens, l'ouïe, la vue, le toucher, l'odorat, ne sont pas particulièrement disposés à nous tromper et ne nous trompent que par leur imperfection et jamais à dessein, la transmission intentionnelle de pensée, et, bien sûr, sa forme principale, la communication, sert aussi bien à tromper qu'à informer autrui » (Sperber, 2000, pp. 124-125).

Chapitre 1. Performativité et pertinence

Introduction

Préparer le point de vue

Dans cette thèse, nous proposons de réaliser une sociologie économique des applications marchandes des technologies big data. Nous avons précisé dans notre introduction générale que les travaux présentés dans ce manuscrit sont influencés par la théorie de la captation qu'a développée Franck Cochoy (2004a). Dans ce premier chapitre, nous souhaitons approfondir ce point qui nous semble fondamental pour bien saisir la portée de notre enquête et sa contribution à la sociologie économique. Les propos que nous tiendrons ici seront donc plutôt abstraits puisque nous ne ferons quasiment jamais référence à notre terrain. Cela veut dire que les pages qui vont suivre devront être comprises comme une sorte de prélude préparatif à une longue exploration. Elles sont un point de départ destiné à préréglager les focales des instruments d'observations que nous mobiliserons pour examiner comment, à l'ère du big data, les machines à produire des futurs économiques sont conçues et utilisées. Compte tenu de la particularité de ces préréglages, ce prélude préparatif sera relativement long. Il convient d'ailleurs de préciser que, si nous avons fait le choix de le présenter de manière aussi détaillée, c'est parce que nous tenons à ce que notre point de vue soit clairement identifiable afin que vous puissiez aisément repérer ses avantages et ses limites.

Commençons donc par le début. Que faut-il faire pour préparer une exploration ? Il faut d'abord se poser la question de l'équipement. Et la majorité des enfants le savent bien. Ils ont généralement conscience qu'on ne va pas, par exemple, explorer les grottes d'un sous-bois à la légère. Pour réaliser un tel périple dans de bonnes conditions, mieux vaut être équipé d'une paire de bottes, d'un bâton et d'une lampe torche afin de pouvoir éviter les morsures des

serpents et mettre en lumière ce qui se cache dans la caverne. De quoi avons-nous donc besoin pour explorer les technologies big data qui nous intéressent ici ? Nous avons besoin d'un concept et d'une question de départ pour nous constituer une première représentation de l'objet de notre exploration et pouvoir ainsi sélectionner les différents outils nécessaires à sa réalisation. Prenons les choses simplement et cherchons notre premier concept. Que sont, de manière générique, ces machines qui permettent aux acteurs économiques de traiter intelligemment les mégadonnées ? Pour celui qui a quelques notions de socioéconomie, ce problème n'est pas insurmontable. Ces machines ne sont rien d'autres que ce que Franck Cochoy (2004a) appelle des dispositifs marchands. C'est un bon point de départ. Il nous faut maintenant trouver notre première question. Restons pragmatique et allons-y doucement. Commençons par nous poser le questionnement suivant. Pourquoi et comment observer les dispositifs marchands ?

Pour étudier ce problème, nous reviendrons sur une des plus importantes notions de la sociologie économique : l'encastrement. Nous verrons que ce concept a été élaboré par Karl Polanyi ([1944] 1983) dans l'objectif de pouvoir rendre compte de la manière dont les collectifs font l'objet de diverses formes d'enchâssements socioéconomiques qui évoluent au cours du temps. Nous montrerons ensuite que cette notion d'encastrement a historiquement fait l'objet de deux grands types d'appropriation du point de vue de la sociologie économique. Le premier est celui de l'encastrement-étayage (Le Velly, 2007 ; 2008) et renvoie à une posture constructiviste (Cochoy, 2012). Le second est celui de l'encastrement-insertion (Le Velly, 2007 ; 2008) et peut être associé à une posture relationniste (Cochoy, 2012). Nous soutiendrons que cette deuxième forme d'appropriation de la notion d'encastrement est politiquement et scientifiquement plus satisfaisante que la première dans la mesure où, ne préjugant pas de la prédominance des ordres économiques ou sociaux, elle permet de mieux comprendre comment les deux peuvent s'entremêler pour faire exister les collectifs. Afin d'insister sur cet aspect, nous parlerons d'encastrement-intrication. En nous appuyant sur les travaux de Michel Callon (1998 ; 2013), nous verrons ensuite que les dispositifs marchands participent activement à l'encastrement-intrication de ce que l'auteur appelle les agencements marchands. Nous soutiendrons que tout l'intérêt d'observer les dispositifs marchands est de permettre une meilleure compréhension de la manière dont ces derniers enchâssent les marchés dans un faisceau complexe d'ordres économiques et sociaux. À la question « Pourquoi [...] observer les dispositifs marchands ? » nous répondrons alors : parce qu'ils performent les marchés, c'est-à-dire qu'ils font advenir les représentations de la réalité

économique que partagent leurs concepteurs. Ce faisant, nous soulignerons l'intérêt que recouvre la notion de performativité du point de vue de ce que Liz McFall (2009) appelle la « nouvelle nouvelle » sociologie économique. Nous présenterons ensuite comment ce concept de performativité, qui est issu de la pragmatique linguistique de John L. Austin (1962), renvoie à une manière d'observer les agencements marchands qui est aussi originale qu'heuristique. À la question « comment observer les dispositifs marchands ? » nous répondrons : en examinant leur performativité. À partir de là, les choses deviendront plus compliquées. Nous pointerons que, sur le plan de la pragmatique linguistique, la façon dont John L. Austin propose d'observer la performativité des illocutions pose deux types de problèmes. Le premier est celui de la représentation. L'auteur conclut en effet de ses recherches que toute illocution est en réalité performative. Ceci signifierait donc qu'en disant quelque chose, le locuteur ferait toujours advenir la réalité. Nous nous demanderons en ce sens ce que peut bien représenter une illocution si elle n'a plus pour fonction de décrire le monde. Le deuxième problème est celui de l'interprétation. Nous montrerons que, pour John L. Austin, il suffit effectivement que les conventions soient respectées pour qu'un performatif fasse advenir la réalité. Nous nous demanderons si l'auteur n'accorde pas, de ce fait, une place trop importante aux conventions puisque l'interprétation de l'interlocuteur ne joue, selon lui, qu'un rôle secondaire dans la félicité d'une illocution. Nous exposerons ensuite comment ces deux problèmes subsistent quelquefois dans la manière dont certains sociologues mobilisent le concept de performativité. Afin d'éviter toute forme d'ambiguïté, nous nous poserons la question suivante : comment observer la performativité d'un dispositif marchand ? Pour y répondre, nous ferons un jeu de va-et-vient entre la façon dont les successeurs de John L. Austin résolvent les deux problèmes de la performativité et la manière dont les sociologues peuvent s'approprier ces solutions. De ces allers et retours ressortiront progressivement différentes pistes de réflexions sur la manière dont la performativité des dispositifs marchands peut être empiriquement observée sans qu'il soit pour autant nécessaire de conférer aux conventions un pouvoir trop important. Plus précisément, nous soutiendrons qu'en référence aux travaux de John R. Searle (1969 ; 1979), de Paul H. Grice (1975 ; 1978) et de Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989), il est possible de considérer que la performativité d'un dispositif marchand dépend de son utilité, de la facilité de son utilisation et de son caractère acceptable. À la question « comment observer la performativité d'un dispositif marchand ? » nous répondrons ainsi : en examinant sa pertinence. Nous concluons en pointant les apports de notre réflexion pour explorer la conception et les usages des machines à produire des futurs économiques à l'ère du big data.

I. Une histoire d'encastrement

Contribution à la sociologie économique

Une bonne manière de commencer à présenter la contribution de nos travaux au domaine de la sociologie économique est de situer notre point de vue au sein de cette discipline. Pour ce faire, nous proposons de retracer brièvement l'histoire d'une des notions les plus fondamentales de la socioéconomie : l'encastrement. Nous souhaitons ainsi revenir rapidement sur ses origines afin de représenter ce qu'elle désigne. Ceci nous permettra de mieux comprendre en quoi observer les dispositifs marchands est un point d'entrée intéressant pour examiner les formes d'encastrement qui font exister les marchés.

I.1. Les origines de la notion d'encastrement

Karl Polanyi et *La grande transformation*

Le concept d'encastrement a été développé par Karl Polanyi dans son célèbre ouvrage intitulé *La grande transformation. Aux origines politiques et économiques de notre temps* ([1944] 1983). Pour offrir une présentation assez complète de cette notion, il convient d'exposer les usages que cet auteur en fait. Commençons donc par rendre compte de la manière dont l'auteur utilise ce concept pour exprimer l'idée que, dans les sociétés pré-modernes, l'économie est enchâssée dans le social. Nous proposons pour cela de revenir sur les prémisses de la pensée de l'auteur.

I.1.1. L'encastrement de l'économie dans le social

Symétrie, centralité et autarcie

Les recherches de Karl Polanyi commencent par un constat empirique important du point de vue de la sociologie économique classique. Ce constat est aujourd'hui bien connu. Il peut être synthétisé comme suit. Le principe du marché autorégulateur qui est au cœur du fonctionnement de l'économie des sociétés occidentales du XIX^{ème} siècle n'a rien de naturel. Comme les économistes les plus orthodoxes se plaisent à le raconter, l'économie de marché

peut bien découler du troc. Cela ne prouve en rien qu'elle soit inscrite dans la nature humaine. Pour Karl Polanyi, le troc n'est qu'une institution économique parmi d'autres. Au cours de l'histoire humaine, les biens n'ont pas toujours été échangés en fonction de leur valeur matérielle et selon des règles qui s'apparentent à celles du jeu de l'offre et de la demande. Le profit personnel n'est pas le seul mobile possible pour assurer la production et la distribution des biens. L'idée selon laquelle les vices privés (Mandeville, 1714 ; Smith, 1759) conduisent naturellement à l'intérêt public est une idéologie. Elle n'est pas empiriquement fondée.

Pour Karl Polanyi ([1944] 1983), l'échange des biens au sein des sociétés traditionnelles n'est pas construit sur le modèle d'un marché qui fonctionnerait selon des mécanismes économiques naturels et autonomes. Il est régulé à partir de trois principes qui sont quasi-universels : la réciprocité, la redistribution et l'administration domestique. D'après l'auteur, la bonne application de ces principes est garantie par les deux formes d'autorités sociales que sont le politique et le religieux. Ces deux formes d'autorités ont effectivement pour fonction de contrôler étroitement les échanges reposant sur le quatrième principe qu'est le troc et qui est au fondement de l'échange monétaire. Pour Karl Polanyi, elles le font même d'une telle façon que l'instauration du marché autorégulateur dans les sociétés pré-modernes est impossible. Afin de mieux saisir le point de vue de cet auteur nous souhaitons rappeler brièvement ce que sont la réciprocité, la redistribution et l'administration domestique.

La réciprocité renvoie à l'échange-don que Marcel Mauss ([1925] 2007) a examiné en détail dans son célèbre essai : les biens sont dans ce cas échangés par le biais de dons et de contre-dons. Ces dons et contre-dons ont un rôle fondamental dans le maintien du lien social. Par exemple, dans le cas des habitants des îles Trobriand, la production d'un bien n'est pas motivée en fonction des besoins de celui qui la réalise. Elle est effectuée afin de servir les intérêts d'un tiers membre de la communauté : les trobriandais ne cultivent pas la terre pour assouvir les besoins de leur propre famille, mais ceux de la famille de leurs sœurs. De proche en proche, une chaîne de solidarité se construit ainsi dans le groupe. À l'intérieur de cette chaîne, chaque trobriandais engage sa propre crédibilité au sein du collectif. Selon Karl Polanyi ([1944] 1983), ce premier principe de réciprocité est produit à partir d'un support institutionnel qu'il qualifie de symétrie.

Le deuxième principe est celui de la redistribution. Il peut être présenté comme suit. Les biens produits par chaque membre de la communauté sont remis à une autorité centrale. Cette autorité peut prendre des figures différentes. Elle peut par exemple être assurée par un chef,

un directeur, la noblesse ou l'État. Cette autorité a pour rôle de garantir la redistribution juste et équitable des biens au sein de la communauté. Pour Karl Polanyi, il existe de nombreuses formes d'organisations sociales fondées sur le principe de la redistribution. C'est par exemple le cas des chasseurs-cueilleurs de Marshall Sahlins (1974). Rappelons que ces derniers réalisent leurs activités de chasse et de cueillette pour remettre au chef ni plus ni moins de biens qu'il n'en faut pour assouvir les besoins de la communauté. Le chef prend ensuite la charge de redistribuer de manière homogène et appropriée ces biens aux différents membres du groupe. Mais la redistribution n'existe pas que dans les sociétés traditionnelles. Les systèmes de protection sociale dont disposent les sociétés modernes peuvent également être considérés comme reposant sur ce principe. Pour Karl Polanyi ([1944] 1983), le support institutionnel qui sous-tend le fonctionnement de la redistribution est dit de centralité.

Le troisième principe est celui de l'administration domestique. Il renvoie directement au concept d'*oikonomia* chez Aristote. Dans ce cas, la production et la distribution des biens sont exclusivement réalisées par et pour une communauté restreinte. Cette communauté peut être la famille nucléaire, la famille élargie ou un clan. Selon Karl Polanyi, la notion de gain n'existe pas dans cette forme d'organisation économique. L'administration domestique des biens n'est ni orientée vers l'échange avec autrui, ni vers la poursuite d'un quelconque bénéfice. Le support institutionnel de ce principe est, pour Karl Polanyi, celui de l'autarcie.

En référence à ce que nous avons dit plus haut, nous comprenons maintenant mieux pourquoi, pour Karl Polanyi, l'économie des sociétés traditionnelles n'est pas empiriquement fondée sur le seul principe du troc. Le support institutionnel que constitue le marché et qui découle de ce principe n'est pas plus naturel que la symétrie, la centralité ou l'autarcie. La réalité montrerait même plutôt l'inverse. Selon Karl Polanyi, l'économie des communautés pré-modernes n'est pas désencastrée du social. Elle n'est pas naturellement organisée par un marché autorégulateur. Dans ces sociétés, la production et la circulation des biens renvoie systématiquement à une combinaison particulière de réciprocité, de redistribution, d'administration domestique et/ou de troc. Dans les communautés traditionnelles, le marché ne prédomine donc pas. L'économie est toujours composée d'une part importante de symétrie, de centralité et/ou d'autarcie. En référence aux travaux de Marcel Mauss ([1925] 2007), l'échange des biens au sein des sociétés pré-modernes est, pour Karl Polanyi ([1944] 1983), un « fait social total ». La sphère économique y est inextricable de la sphère sociale. L'économie n'a pas d'autonomie par rapport au social. Elle y est totalement encadrée.

I.1.2. Le désencastrement de l'économie et du social

Terre, travail et monnaie

À partir de là, le sens de la notion de désencastrement qui est au cœur des travaux de Karl Polanyi devient plus facile à saisir. Pour ce dernier, cette notion permet de désigner ce processus par lequel l'institution du marché s'est progressivement autonomisée du social, c'est-à-dire ce mouvement qui, durant le XIX^{ème} siècle, a permis l'instauration progressive du paiement (qui découle donc du troc) comme unique principe de production et de distribution des biens. Pour Karl Polanyi, c'est à ce moment que les sociétés occidentales tendent à devenir de véritables auxiliaires du marché. Comme nous venons de le voir en amont, cette première grande transformation n'a alors rien d'une évolution naturelle. Elle constitue par contre l'institutionnalisation du mythe du marché autorégulateur. *A contrario* de son éminent collègue Friedrich A. von Hayek (1948), Karl Polanyi ([1944] 1983) ne pense pas que laisser faire le jeu de l'offre et de la demande soit une manière de découvrir l'équilibre naturel de la société. Il ne pense pas que l'homme soit naturellement mu par le calcul d'une quelconque maximisation de son profit personnel. Nous l'avons déjà dit, pour l'auteur, le marché autorégulateur est une idéologie qui a été construite par les économistes d'obédience libérale. Et cette idéologie a pu être instituée comme une forme concrète de gouvernement des hommes par le biais d'un triple mouvement de marchandisation : celui de la terre, du travail et de la monnaie.

Ajoutons que la terre, le travail et la monnaie sont, aux yeux de Karl Polanyi, des marchandises fictives. À l'origine, chacune d'entre elles n'est pas produite pour être échangée sur l'arène du marché. Par contre, la mise en marché de ces trois ressources est, pour Karl Polanyi, nécessaire à l'instauration concrète du marché autorégulateur : ce dernier ne peut devenir réalité qu'à la seule condition que les éléments en jeu dans la production et la distribution des biens soient organisés par le biais d'un marché. *La grande transformation* commence ainsi au XIX^{ème} siècle avec un premier mouvement de désencastrement de l'économie et du social. Ce mouvement s'opère empiriquement par le biais d'un processus historique consistant à transformer :

- le travail en un bien que l'on peut acheter à travers un prix qui s'appelle le salaire ;
- la terre en un bien que l'on peut acheter à travers un prix qui s'appelle la rente ;

- la monnaie en un bien que l'on peut acheter à travers un prix qui s'appelle l'intérêt.

Par exemple, Karl Polanyi montre comment, en 1834, l'abrogation des lois sociales (notamment celle de la loi de *Speenhamland*⁵) joue un rôle important dans l'avènement de ce qu'il appelle la société de marché. En favorisant l'avènement du marché du travail, cette abrogation produit selon l'auteur un double mouvement. Le premier est celui de la destruction des communautés qui faisaient jusque-là exister la main d'œuvre. Le second est celui de sa libéralisation. Pour le dire autrement, en faisant du travail une marchandise que l'on peut acheter par un salaire, cette abrogation met fin aux différentes structures organisationnelles qui définissaient les règles du travail humain. Ce faisant, elle permet aux employeurs de rationaliser les embauches et les licenciements en fonction de leurs propres intérêts.

1.1.3. Le réencastrement de l'économie dans le social

Autoprotection et totalitarisme

Selon Karl Polanyi, la société de marché n'a pas été instituée sans aucune entrave étant donné que le mouvement de désencastrement de l'économie et du social qui caractérise les sociétés modernes du XIX^{ème} siècle a pour effet de produire de nombreuses formes de résistances communautaires. La marchandisation de la terre, du travail et de la monnaie produit différents dysfonctionnements qui portent gravement atteinte à la stabilisation de la société. L'instauration concrète du marché autorégulateur ne permet pas d'atteindre l'équilibre tant promis par les économistes. Pour Karl Polanyi, l'histoire montre plutôt l'inverse. L'avènement de ce qu'il appelle la société de marché s'accompagne d'externalités négatives extrêmement importantes et qui conduisent la société à s'auto-protéger en engageant divers contre-mouvements qui sont autant d'actions collectives visant à enrayer la dynamique de marchandisation de la terre, du travail et de la monnaie. Autrement dit, et c'est la thèse principale de *La grande transformation*, l'histoire montre qu'un mouvement de libéralisation économique s'accompagne toujours d'un contre-mouvement d'interventionnisme politique.

⁵ La loi de *Speenhamland* est développée en Grande-Bretagne de 1795 à 1834 afin de garantir un revenu minimum aux pauvres.

« Le premier est le principe du libéralisme économique qui vise à établir un marché autorégulateur, qui compte sur le soutien des classes commerçantes et qui adopte pour méthode principale le laissez-faire et le libre-échange, l'autre est le principe de la protection sociale, qui vise à conserver l'homme et la nature aussi bien que l'organisation de la production, qui compte sur divers soutiens de ceux qui sont directement affectés par l'action du marché – en premier lieu, mais pas exclusivement, la classe ouvrière et les propriétaires terriens – et qui adopte pour méthode des législations protectrices, les associations restrictives et d'autres instruments d'intervention » (Polanyi, [1944] 1983, p. 182).

Suite à l'instauration de la société de marché, c'est-à-dire à partir de la deuxième moitié du XIX^{ème} siècle, émergent ainsi des contre-mouvements d'autoprotection du collectif. Ces contre-mouvements sont autant de dynamiques sociales qui se manifestent souvent sous la forme de révoltes très violentes. C'est par exemple le cas des luddites ou celui des nombreuses manifestations ouvrières du moment. Ces contre-mouvements sont alors généralement structurés autour d'organisations politiques. C'est le cas, par exemple, des syndicats. Quelquefois, ils finissent même par être institutionnalisés à travers divers types de règlements. C'est par exemple le cas des lois anti-trust ou des différents dispositifs visant à contrer les effets négatifs de l'étalon-or. Aussi, selon Karl Polanyi, ces divers contre-mouvements vont, à leur tour, produire des effets néfastes. Dès la fin du XIX^{ème} siècle, les problèmes du chômage combinés aux rivalités impérialistes conduisent les sociétés occidentales à prendre des mesures protectionnistes qui participent à attiser les tensions existant sur le plan international. Dans le même temps, les manifestations ouvrières font peur aux classes supérieures. Les États sont conduits à prendre des dispositions souvent assez radicales. Le terrain devient complexe et glissant. La dynamique des contre-mouvements dont nous venons de parler se fait d'abord sous l'égide d'une social-démocratie qui tend progressivement à rejoindre un certain totalitarisme national socialiste. Et, comme nous le savons tous, cette tendance à rapidement ouvert la voie au fascisme.

I.2. L'encastrement de type constructiviste

Une nouvelle sociologie économique

La grande transformation est une des plus importantes œuvres classiques de la sociologie économique. Elle a considérablement influencé les travaux des sociologues contemporains intéressés par les phénomènes économiques. Cette influence s'est principalement produite par le biais de la réappropriation du concept d'encastrement. Ce dernier occupe une place

fondamentale dans les travaux de la majorité des sociologues de l'économie. À tel point qu'il est à l'origine du développement des deux grands courants que Liz McFall (2009) appelle la nouvelle sociologie économique et la « nouvelle nouvelle » sociologie économique. Cependant, ces courants ont été structurés autour de deux appropriations différentes de la notion d'encastrement. Pour reprendre les termes de Ronan Le Velly (2008), la nouvelle sociologie économique comprend le concept d'encastrement comme un encastrement-étayage. La nouvelle nouvelle sociologie économique ou, si l'on préfère, ce que Franck Cochoy (2012) appelle la sociologie économique nouvelle le saisit, à tout le moins jusqu'à un certain point⁶, plutôt comme un encastrement-insertion (Le Velly, 2008).

Afin de mieux situer nos propres travaux, nous proposons de présenter dans les grandes lignes les spécificités de chacun de ces courants. Notons que nous avons structuré cette présentation selon l'ordre chronologique de leur apparition. Par conséquent, nous commençons par exposer à grands traits les principales idées qui caractérisent la posture scientifique adoptée par la nouvelle sociologie économique.

1.2.1. Polanyi et l'encastrement-étayage

Penser les contextes

Pour Mark Granovetter (2000), les travaux de Karl Polanyi renvoient à une double posture. Un peu comme si ces derniers recouvraient un travail d'écriture réalisé par deux auteurs différents : un Polanyi analytique et un Polanyi polémique. Selon Mark Granovetter, seul le Polanyi analytique présente un intérêt sur le plan scientifique puisque, comme nous l'avons vu précédemment, c'est ce Polanyi-là qui a découvert que le marché n'est qu'un support institutionnel parmi d'autres et qu'il est historiquement encadré dans le social. Cette découverte est d'une importance fondamentale pour la nouvelle sociologie économique puisqu'elle en est le fondement.

Comme le montrent Mark Granovetter (1973) ou Viviana A. Zelizer (1978), la nouvelle sociologie économique a effectivement été construite autour de l'idée que les activités économiques ne peuvent exister que sous certaines conditions sociales. Cette approche repose

⁶ Nous verrons en effet par la suite que la sociologie économique nouvelle ne comprend pas vraiment les relations entre les entités économiques et sociales comme des formes d'encastrement-insertion (i.e., le social est inclus dans l'économique, ou inversement), mais plutôt comme des formes d'encastrement que nous qualifierons d'intrication (i.e., le social et l'économique sont entremêlés).

donc sur une hypothèse forte : celle de la primauté du contexte. Sans conditions sociales, le marché ne peut pas exister. Pour Ronan Le Velly (2008), la nouvelle sociologie économique renvoie de ce fait à une conception particulière de la notion d'encastrement. Cette conception est celle de l'encastrement-étayage dans la mesure où elle est associée à un principe de méthode consistant à penser ce qu'Alain Caillé (1993) appelle des contextes, c'est-à-dire à une posture méthodologique visant à pointer les conditions institutionnelles, au sens large du terme, qui permettent et contraignent l'action économique. C'est d'ailleurs pourquoi la nouvelle sociologie économique est souvent considérée comme intimement liée à la tradition institutionnaliste développée aux États-Unis durant la première moitié du XX^{ème} siècle.

Selon cette approche, que l'on peut donc qualifier d'institutionnaliste, la notion de désencastrement n'a pas beaucoup de sens. Pourquoi ? Parce qu'elle suggère qu'une économie pourrait exister sans aucune institution. Du point de vue de Mark Granovetter (2000), c'est précisément à ce niveau que se situe le Polanyi polémique qui n'a aucun intérêt scientifique. L'argument de l'auteur est que la société de marché décrite par Karl Polanyi lorsqu'il parle de désencastrement constitue une vision largement sous-socialisée. Pour la nouvelle sociologie économique, le Polanyi polémique surestimerait beaucoup trop l'autonomie du marché. Pour le dire autrement, même si Mark Granovetter parle de l'existence de différents niveaux d'encastrement⁷, il n'accorde pas de réelle pertinence aux concepts de désencastrement et de réencastrement.

D'après Ronan Le Velly (2008), une telle appropriation du concept d'encastrement est trop étroite. Selon lui, l'encastrement-étayage ne permet pas de relever le défi initialement posé par Karl Polanyi et qui, rappelons-le, consiste à questionner les implications politiques des processus d'encastrement-désencastrement-réencastrement. En focalisant son attention sur les structures sociales du marché, la nouvelle sociologie économique tendrait de cette manière à négliger les conséquences sociales des processus de mise en marché des biens (fictifs ou non). Ronan Le Velly affirme en ce sens que :

« Si la perspective constructiviste [i.e., celle de l'encastrement-étayage] conduit à énoncer que, dans le capitalisme, toutes les formes de marché sont possibles, elle ne devrait pas, sous peine d'adopter une vision bien angélique tant du marché que du capitalisme, négliger les obligations qui émergent des ordres marchands et qui à leur tour contraignent la construction des marchés » (Le Velly, 2007, p. 254).

⁷ C'est par exemple le cas dans son article de 1985.

I.2.2. La construction sociale du marché

Une perspective asymétrique

Si la nouvelle sociologie économique peut faire l'objet de critiques concernant les implications politiques de l'appropriation qu'elle fait de la notion d'encastrement, il est également possible de dégager d'autres limites d'ordre plus scientifique. Bien que, pour Franck Cochoy (2012), la nouvelle sociologie économique ouvre la voie à la sociologie économique nouvelle, la première relève en effet d'une posture constructiviste et non relationniste. En référence à l'histoire de la sociologie des sciences, Franck Cochoy soutient ainsi l'idée que la nouvelle sociologie économique peut faire l'objet des mêmes critiques que Bruno Latour (1991) porte à l'égard du programme fort de David Bloor ([1976] 1991).

Rappelons que ce programme est une sociologie de la construction sociale des sciences (Hacking, 2008). Un peu à la manière de la nouvelle sociologie économique, le programme fort se donne pour objectif général de rendre visible les conditions sociales qui permettent l'institution, non plus du marché, mais de la vérité scientifique.

« Le « programme fort » de David Bloor (1982) [...] propose d'adopter un principe de symétrie exigeant de traiter la vérité et l'erreur scientifique dans les mêmes termes, c'est-à-dire de ne plus expliquer la vérité par la nature (l'évidence des faits) et l'erreur par la culture (les résistances culturelles), mais de montrer au contraire que la vérité et l'erreur s'expliquent socialement » (Cochoy, 2012, p. 30).

Par conséquent, en focalisant son attention sur l'encastrement-étayage, la nouvelle sociologie économique est à la sociologie économique ce que le programme fort est à la sociologie des sciences. Et cette analogie fonctionne bien. La nouvelle sociologie économique ne soutient-elle pas la primauté des causes sociales dans la constitution du marché ? De plus, ne récuse-t-elle pas les conceptions naturalistes de l'économie afin d'insister sur son caractère socialement encadré ? Nous avons vu en amont que si. Dans l'approche constructiviste des marchés, l'action économique est strictement dépendante des institutions sociales. C'est ce qui explique pourquoi, selon cette perspective, la rationalité telle que la conçoivent les économistes classiques ne peut exister empiriquement.

De façon analogue au programme fort, la nouvelle sociologie économique recouvre une posture asymétrique. Rappelons que, selon Bruno Latour (1991), le principe de symétrie développé par David Bloor ([1976] 1991) manque effectivement de symétrie. Pourquoi ne pas

le pousser un peu plus loin ? Pourquoi continuer à privilégier les causes sociales au détriment des causes naturelles ? Surtout si l'on ne s'attache pas à montrer pourquoi ces dernières devraient être considérées comme plus douteuses que les premières. La nouvelle sociologie économique connaît un problème assez similaire. Comme nous l'avons dit, elle privilégie clairement les causes sociales aux causes économiques. C'est précisément pour cela que les notions de désencastrement et de réencastrement ne lui apparaissent pas pertinentes. Un peu à la manière du programme fort dans le cas de la science, la nouvelle sociologie économique ne peut pas rendre compte de la façon dont le marché compose une combinaison hybride de social et d'économie qui peut évoluer au cours du temps. Elle ne peut pas identifier comment, dans certain cas, les entités économiques finissent par prévaloir sur les entités sociales. De telle sorte qu'elle rencontre des difficultés à mettre au jour les dysfonctionnements qui accompagnent certains mouvements de désencastrement.

Les travaux de Viviana A. Zelizer (2001 ; 2005) sur les soins à domicile et la garde d'enfant en sont un bon exemple. Ils montrent en effet que la mise en marché d'activités relevant classiquement de l'intimité domestique ne produit pas forcément une dégradation des prestations. Les professionnels accordent de l'affection et de la compassion à leurs clients. Ils enrichissent les activités prescrites de manière contractuelle et peuvent aider ou discuter avec leurs clients sans en attendre une quelconque rémunération. Pour Viviana A. Zelizer, la création de marchés de soins à domicile et de garde d'enfant est heureuse dans la mesure où ils sont tout deux encadrés au sein d'un tissu d'institutions sociales. Pourtant, d'autres travaux portant sur des terrains similaires donnent des résultats totalement opposés. Par exemple, Bernard Enjolras (1995) soutient que la mise en marché de soins préalablement fournis dans un cadre associatif conduit, dans le cas précis des segments de marché les moins solvables, à une dégradation des prestations. En souhaitant ce départir du Polanyi polémique, et donc, d'une réflexion sur les conséquences sociales des processus de désencastrement et de réencastrement, la nouvelle sociologie économique ne peut porter qu'une observation incomplète sur les formes que peuvent prendre un marché. Cette limite nous apparaît au moins aussi importante sur le plan politique (Le Velly, 2007) que sur le plan scientifique (Cochoy, 2012).

I.3. L'encastrement de type relationniste

Une sociologie économique nouvelle

La nouvelle sociologie économique est une sociologie de la construction sociale du marché. Cela veut dire que le marché est considéré comme toujours encasté dans le social. Les entités économiques ne peuvent pas prévaloir. Bien sûr, selon Mark Granovetter (1985), il existe plusieurs formes d'encastements qui peuvent évoluer au cours du temps. Le problème n'est pas tellement que la nouvelle sociologie économique ne s'intéresse pas à la dynamique du marché. Il réside plutôt dans le fait que, si les formes de l'encastement peuvent changer, il ne peut y avoir, dans l'encastement-étayage, de processus de désencastement et de réencastement au sens où Karl Polanyi l'entend. Ainsi, la nouvelle sociologie économique ne peut (ou ne veut) pas rendre compte de la manière dont, sur l'arène marchande, les entités économiques dominant parfois les entités sociales.

Or, comme nous le verrons par la suite, un certain nombre de sociologues contemporains ont montré comment l'économie performe quelquefois le social. Dans le sens des travaux de Karl Polanyi, les théories économiques (e.g., celles du marché autorégulateur) peuvent constituer des sortes de mythes que les économistes participent à faire exister. Ici, il n'y a donc pas de raison que les entités économiques ne puissent pas *in fine* prévaloir sur les entités sociales. Afin de bien comprendre comment cette sociologie économique nouvelle permet de penser les mouvements de désencastement et de réencastement, nous proposons de revenir sur ce que Ronan Le Velly (2008) appelle l'encastement-insertion.

I.3.1. Polanyi et l'encastement-insertion

Penser les ordres

Pour Ronan Le Velly, Mark Granovetter (2000) se trompe lorsqu'il affirme que *La grande transformation* a été écrite par deux Karl Polanyi. Selon lui, le Polanyi analytique et le Polanyi politique sont un seul et même auteur. Simplement, pour Ronan Le Velly (2007), Karl Polanyi attribue à la notion de désencastement une acception différente de celle du concept d'encastement.

« Plutôt que deux Polanyi, ce sont alors deux relations d'encastrement qui méritent d'être distinguées » (Le Velly, 2007, p. 247).

D'après l'auteur, lorsque Polanyi affirme que, durant le XIX^{ème} siècle, les sociétés occidentales tendent à être gérées comme des auxiliaires du marché, il ne fait pas référence à l'encastrement-étayage qui intéresse la nouvelle sociologie économique. Il fait référence à ce que Ronan Le Velly appelle l'encastrement-insertion. À l'instar de la distinction qu'Alain Caillé (1993) opère entre penser du contexte et penser des ordres, Karl Polanyi ne cherche pas, en parlant de désencastrement, à montrer comment le marché s'insère dans un contexte défini par des institutions sociales. Il souhaite plutôt rendre compte de la manière dont s'articulent les ordres sociaux et marchands.

En parlant de la société de marché, Karl Polanyi souhaite comparer différentes formes d'encastrement-insertion. Son objectif est de souligner le poids exceptionnel que prennent les échanges marchands dans la production et la distribution des biens au sein des sociétés occidentales du XIX^{ème} siècle. Comme nous l'avons vu dans la section I.1, il tente ainsi de montrer comment, avec la marchandisation du travail, de la terre et de la monnaie, le marché est libéré d'un certain nombre d'institutions. En comparant une succession de diverses formes d'encastrement-insertion, Karl Polanyi se donne les moyens de repérer empiriquement les implications sociales associées à chaque changement de façon à dégager, avec une tonalité certes un peu polémique, quelques unes des conséquences dramatiques qu'implique la grande transformation.

En outre, pour Ronan Le Velly (2008) et à la différence de Mark Granovetter (2000), les notions d'encastrement-étayage et d'encastrement-insertion ne doivent pas être comprises comme concurrentes. La première n'est ni plus analytique, ni moins polémique que la seconde puisqu'elles renvoient toutes les deux à un seul et même projet :

- décrire comment l'économie est une forme institutionnelle dynamique qui recouvre une succession d'encastnements, c'est-à-dire de combinaisons particulières d'ordres sociaux et économiques ;
- décrire comment ces combinaisons sont associées à des effets plus ou moins souhaitables pour la communauté.

Selon Ronan Le Velly (2008), l'encastrement-étayage et l'encastrement-insertion doivent être compris comme deux notions complémentaires et non concurrentes.

« L’encastrement-étayage et l’encastrement-insertion renvoient à deux regards différents sur les relations entre l’économique et le social. Mais ces deux regards sont profondément complémentaires. Sur ce point, la référence à Polanyi est de nouveau éclairante [...]. Selon Polanyi, l’économie de marché est 1), comme toutes les économies, une économie institutionnalisée (toujours encadrée-étayée) et 2), plus que toutes les autres, une économie différenciée (au niveau d’encastrement-insertion faible) » (Le Velly, 2007, p. 251).

1.3.2. La production des faits économiques

Une perspective symétrique

Bien que Franck Cochoy (2012) ne partage pas vraiment le point de vue de Ronan Le Velly (2007 ; 2008), la distinction que ce dernier opère entre encastrement-étayage et encastrement-insertion fait écho à celle que le premier établit entre encastrement de type 1 (i.e., constructiviste) et encastrement de type 2 (i.e., relationniste). Nous avons vu que la nouvelle sociologie économique s’intéresse essentiellement à la manière dont l’économie forme un ensemble de représentations et de pratiques s’insérant au sein d’un faisceau d’institutions sociales déjà là. Cette posture est par exemple clairement revendiquée par Bernard Barber (1995) qui a fortement influencé les travaux de Mark Granovetter.

« Polanyi décrit le marché comme « désencadré », les deux autres types d’échanges économiques [c’est-à-dire la réciprocité et la redistribution] étant plus « encadrés » dans les autres éléments socio-structurels et socioculturels de la société [...]. Notre proposition forte, contrairement à celle de Polanyi, est que toutes les économies sont inévitablement encadrées [...]. Parler de désencastrement du marché détourne notre attention de l’analyse de ce que représente cette interdépendance » (Barber, 1995, p. 400).

Comme nous l’avons déjà mentionné, la nouvelle sociologie économique est mue par l’hypothèse de la construction sociale du marché. Elle adopte une posture qui renvoie directement à l’encastrement de type 1 dont parle Frank Cochoy (2012). La notion d’encastrement-insertion permet au contraire de rendre compte du caractère dynamique des relations qu’entretiennent les ordres sociaux et économiques. Plus encore, elle permet de montrer comment les ordres économiques peuvent, par exemple dans le cas de *La grande transformation*, prévaloir sur les ordres sociaux. La notion d’encastrement-insertion rappelle ainsi la posture de sociologie économique relationniste défendue par Franck Cochoy : dans le cas de l’encastrement-insertion, l’association entre les entités économiques et les entités sociales est malléable. La primauté des dernières n’est pas une obligation de nature. Nous

verrons néanmoins un peu plus tard que, pour la sociologie économique relationniste chère à Franck Cochoy, les entités économiques et sociales ne sont pas comprises comme des institutions s'insérant les unes dans les autres, mais plutôt comme des trames qui s'intriquent les unes aux autres.

Il n'en reste pas moins qu'en référence au principe de symétrie généralisée formulé par Bruno Latour (1991), la notion d'encastrement-insertion ouvre la voie à une définition du marché qui est moins socialement déterminée que celle que sous-tend la notion d'encastrement-étayage. Les mouvements de désencastrement et de réencastrement décrits par Karl Polanyi ([1944] 1983) rappellent que le marché est un processus d'association dynamique d'entités sociales et économiques. À la manière de la sociologie relationniste dans le cas de la science, la notion d'encastrement-insertion permet de symétriser l'analyse des phénomènes marchands. Rappelons que la sociologie économique nouvelle à laquelle se rattache Franck Cochoy (2012) ne postule pas une prédominance naturelle des entités sociales sur les entités économiques. C'est en ce sens que nous pouvons affirmer que la notion d'encastrement-insertion renvoie moins à l'étude de la construction sociale du marché qu'à celle de la production des faits économiques.

Il est néanmoins important d'ajouter une précision. À l'instar de Ronan Le Velly (2008), les encastrements de type 1 et 2 de Franck Cochoy (2012) renvoient moins à deux perspectives strictement antagonistes qu'un *continuum*. Pour autant, la sociologie économique relationniste que ce dernier défend ne semble pas tout à fait similaire à la posture que Ronan Le Velly (2008) associe à la notion d'encastrement-insertion. Chez Franck Cochoy (2012), faire de la sociologie économique nouvelle, c'est adopter une définition latourienne du social, c'est-à-dire l'idée que le social est une dynamique d'association d'entités hétérogènes qui s'entre-définissent de façon émergente. Cela veut dire que, de ce point de vue, il n'existe pas d'institutions préalables et surplombantes imposant leurs forces de l'extérieur. Or, pour Ronan Le Velly (2007), la notion d'encastrement-insertion est tout à fait compatible avec une posture institutionnaliste. En outre, la sociologie économique relationniste que défend Franck Cochoy (2012) nécessite d'accorder une attention particulière au rôle des objets dans la production des faits économiques. Or, cette attention n'est que secondaire dans les travaux de Karl Polanyi ([1944] 1983) comme dans ceux de la nouvelle sociologie économique. Ceci est également le cas de la notion d'encastrement-insertion : elle n'implique pas nécessairement, au moins *a priori*, d'apporter une attention particulière aux technologies de marché. Il en va

bien différemment de la sociologie économique relationniste qui intéresse Franck Cochoy (2012).

Transition. Du marché aux agencements marchands

Une machine à calculer

Le cas de la sociologie économique de Michel Callon (2013) en est une bonne illustration puisqu'un marché concret peut, d'après cet auteur, être représenté comme une gigantesque machine à calculer qui ne pourrait pas exister sans objet. Car, pour Michel Callon (2016), le marché n'est pas une simple interface entre deux blocs : un premier qui composerait le groupe des acteurs de la demande et un second qui composerait celui des acteurs de l'offre. Le marché est bien plus profond. Sur le plan purement empirique, il est composé de nombreuses médiations sociotechniques qui ont pour fonction d'attacher des biens à des consommateurs. Il constitue un chaînage de dispositifs marchands qui, selon Michel Callon (2013), ont pour fonction de transformer de la matière et de la force de travail en un bien que l'on peut acheter. C'est d'ailleurs afin de marquer cette différence entre la figure d'un marché-interface sans profondeur et celle d'un marché-assemblage composé d'un ensemble d'hommes et de techniques, que l'auteur propose de substituer au terme de marché celui d'agencements marchands.

Plus exactement, pour Michel Callon, un agencement marchand est une forme d'organisation dynamique qui renvoie à cinq activités de cadrage.

- La passivation des biens, c'est-à-dire le processus de transformation qui permet de qualifier une chose pour en faire un bien singulier. Ce processus de passivation assure la stabilisation de cette chose dans le sens où il est une manière de la définir selon des propriétés facilement identifiables : une fois passivée, la chose devenue bien est prévisible et comparable (Rabeharisoa & Callon, 2013).
- L'activation des agences calculatrices, c'est-à-dire des différents dispositifs sociotechniques qui permettent d'attribuer de la valeur au bien préalablement passivé. Notons que Michel Callon (2013) parle plus exactement d'agence qualculatrice, et non calculatrice, afin de souligner, à la suite de Franck Cochoy

(2002), que ce processus de mise en valeur ne se joue pas seulement sur le plan quantitatif, mais aussi qualitatif.

- L'organisation des rencontres marchandes, c'est-à-dire des différents espaces qui permettent de mettre en contact, de façon plus ou moins directe, les biens et les consommateurs. Pour Michel Callon (2013), ces différents espaces peuvent exister tout au long du processus allant de la passivation du bien au calcul final de sa valeur par le consommateur.
- La production des attachements (Gomart & Hennion, 1999), c'est-à-dire, pour Michel Callon (2013), la fabrication de l'ensemble des dispositifs qui permettent de générer la confiance, l'intérêt, ou encore, la curiosité des consommateurs vis-à-vis des biens proposés. Ces attachements sont d'une importance considérable puisqu'ils garantissent le caractère durable et convenable du fonctionnement des agencements marchands.
- La formulation des prix qui, selon Michel Callon, ne sont pas définis à travers une relation d'équilibre entre l'offre et la demande, mais en fonction du processus de transformation et de singularisation des biens. Pour l'auteur, le prix peut effectivement être compris comme la révélation de la combinaison plus ou moins réussie de l'ensemble des quatre activités de cadrage exposées précédemment.

La *Sociologie des agencements marchands* que propose Michel Callon est une sociologie économique relationniste qui penche plutôt du côté de l'encastrement-insertion dont nous avons parlé en amont. Néanmoins, pour bien comprendre comment, il est nécessaire de revenir sur les travaux antérieurs de cet auteur puisque sa récente contribution à la sociologie économique n'est que la droite continuité du tournant performatif qu'il prend pour la première fois dans son ouvrage de 1998. Ce tournant, rappelons-le, vise à mieux comprendre comment les effets de théorie chers à Pierre Bourdieu (1982) peuvent exister dans le domaine de l'économie. Cependant, pour Michel Callon (1998), le programme performatif doit permettre de rendre compte du rôle joué par les objets dans l'institution de ces effets de théorie. Il a pour finalité de mettre en lumière comment, par le biais des technologies de marché, les connaissances économiques sont transformées en ce que nous avons appelé en amont des ordres marchands. Nous pourrions alors dire que ces ordres ont *in fine* pour objectif d'encadrer le social dans l'économie. Et c'est d'ailleurs pourquoi, chez Michel Callon, le marché autorégulateur et l'*homo oeconomicus* ne sont pas de pures fictions : ils ont une réalité

empirique. Seulement, cette réalité n'est pas la cause de la connaissance économique. Elle n'est pas quelque chose qui lui est préalable. Elle en est la conséquence. C'est la grande hypothèse du programme performatif : les économistes produisent les pratiques économiques plus qu'ils ne les étudient. Ils le font, notamment, en fabriquant des dispositifs marchands qui encapsulent les représentations qu'ils se font du marché. En référence à la *Sociologie des agencements marchands*, ces dispositifs sont des instruments qui permettent de cadrer les cinq types d'activités présentées plus haut. Le programme performatif et la *Sociologie des agencements marchands* peuvent en ce sens être considérés, jusqu'à un certain point, comme une sociologie du désencastrement et du réencastrement. Or, rappelons-le, cette sociologie n'a pas beaucoup de sens pour les partisans de la nouvelle sociologie économique.

Nous souhaitons toutefois clarifier un aspect qui nous apparaît particulièrement important et dont nous n'avons jusqu'ici que trop rapidement parlé. Nous avons mentionné que le programme performatif, la *Sociologie des agencements marchands* et, plus largement, ce que Franck Cochoy (2012) appelle la sociologie économique nouvelle peuvent, jusqu'à un certain point, être associés à la notion d'encastrement-insertion proposée par Ronan Le Velly (2007 ; 2008). Aussi, si nous avons précisé « jusqu'à un certain point », c'est qu'ils ne peuvent pas l'être totalement. En référence à ce que nous avons dit dans la section précédente, le cas du programme performatif et celui de la *Sociologie des agencements marchands* en constituent deux bons exemples puisqu'ils sont fondamentaux du point de vue de la sociologie économique nouvelle. Et, s'ils offrent des outils théoriques et empiriques intéressants pour examiner les processus de désencastrement et de réencastrement, ils ne correspondent pas exactement à ce que Ronan Le Velly (2007 ; 2008) associe à la notion d'encastrement-insertion. En effet, comme le montre la figure 5, pour Michel Callon (1998 ; 2013), les relations qu'entretiennent les entités sociales et les entités économiques ne sont pas comprises comme des institutions qui s'incluent les unes dans les autres, mais plutôt comme des trames qui s'entremêlent les unes aux autres. Un peu à la manière dont le soutient Madeleine Akrich (1994) dans le cas du social et de la technique, le social et l'économique forment une sorte de « tissu sans couture » (Hughes, 1983). Du point de vue de Michel Callon (1998 ; 2013) et, plus largement, de l'ensemble des auteurs qui traitent de ce que Franck Cochoy (2012) appelle la sociologie économique nouvelle, les ordres sociaux et économiques font l'objet d'un enchevêtrement qui traverse les dispositifs marchands afin de faire exister une réalité socioéconomique qui n'est donc pas vraiment du type encastrement-insertion, mais plutôt de l'ordre de ce que nous proposons d'appeler l'encastrement-intrication.

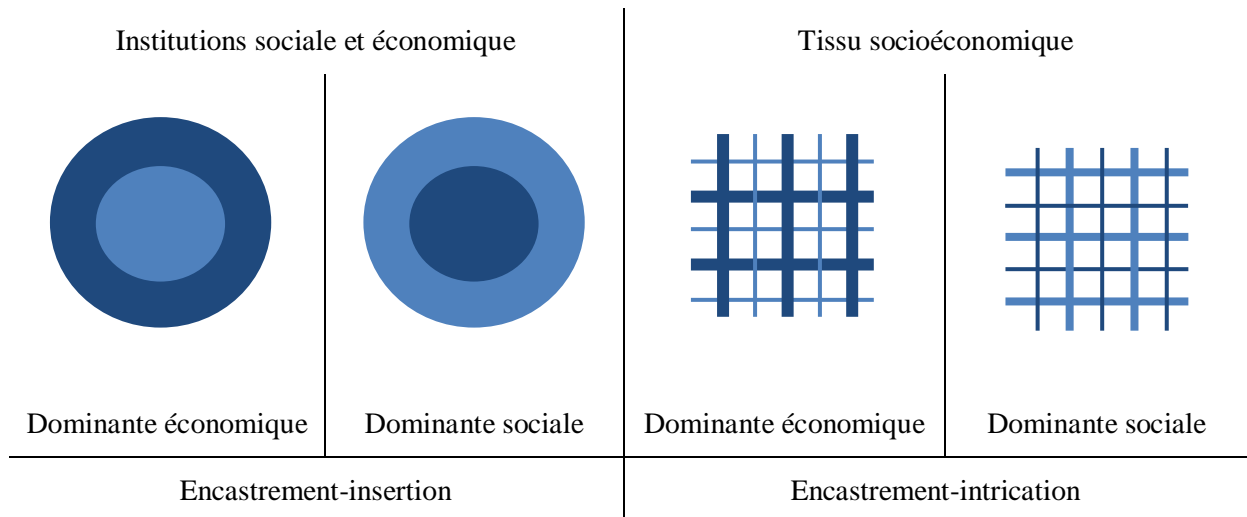


Figure 5. Encastrement-insertion et encastrement-intrication

Ajoutons qu'un peu à la manière de *La grande transformation* de Karl Polanyi ([1944] 1983), la *Sociologie des agencements marchands* de Michel Callon (2013) pose clairement la question des implications politiques de la recherche scientifique. Pour ce dernier, la *Sociologie des agencements marchands* doit en effet pouvoir permettre de répondre à la question suivante.

« [Comment] retenir des marchés ce qui fait leur force et leur capacité à contribuer à la réalisation du bien-être collectif et individuel, mais en exigeant qu'ils assurent la préservation de valeurs jugées essentielles [?] » (Callon, 2013, p. 393).

Pour Philippe Steiner (2013), la posture adoptée par Michel Callon (1998 ; 2013) comporte de ce fait une dimension critique qui n'est pas très éloignée de celle du Polanyi polémique cité en amont. Néanmoins, il nous semble qu'une différence existe aussi à ce niveau puisque la *Sociologie des agencements marchands* est peut-être moins critique qu'expérimentale dans la mesure où elle ouvre la voie à une ingénierie des agencements marchands qui laisse une place importante à l'intervention des Sciences Humaines et Sociales (SHS). Dans la droite ligne du programme performatif, la *Sociologie des agencements marchands* est une manière de penser les conditions de félicité de la production des faits économiques. Elle est donc une voie que le chercheur peut emprunter pour réfléchir à la fabrication de ce que Michel Callon (2013) appelle un bon marché, c'est-à-dire un marché capable de transformer des choses en biens pour la communauté.

II. La performativité des dispositifs marchands

Quand concevoir c'est prescrire

La *Sociologie des agencements marchands* (2013) peut être considérée comme une sorte de résultat et de prolongement des différents travaux conduits sous l'égide du programme performatif (Callon, 1998). La notion de performativité y occupe une place centrale. Sur le plan fondamental, c'est elle qui permet de rendre visible la façon dont les marchés concrets peuvent recouvrir diverses formes d'encastrement-insertion, ou plutôt, d'encastrement-intrication. En focalisant l'attention sur la manière dont les connaissances économiques et gestionnaires sont appliquées à l'organisation des marchés, l'étude de la performativité des dispositifs qui les constituent est un des plus stimulants programmes de recherche de sociologie économique. Et c'est précisément en ce sens que le concept de performativité peut être compris comme au cœur de la sociologie économique nouvelle.

Discuter cette notion n'est donc pas chose aisée. C'est pourtant ce que nous souhaitons faire dans ce premier chapitre. Précisons toutefois qu'à l'origine, cette mise en discussion n'est pas motivée par un point de vue théorique particulier, mais par différents constats empiriques. Comme nous le verrons dans la suite du manuscrit, à l'ère du big data et pour les acteurs socioéconomiques, ce qui compte, c'est d'être pertinent. Or, il nous semble que la sociologie peut justement travailler à s'approprier la notion de pertinence afin de mieux comprendre les phénomènes de performativité des technologies big data. Pour autant, une telle ambition n'est pas simple. Il est par conséquent nécessaire de prendre quelques précautions et d'avancer pas à pas. L'objectif de notre discussion n'est pas de tout déranger. Les usages de la notion de performativité que la sociologie économique nouvelle a effectués ont jusqu'ici fait leurs preuves. Ils sont solides. De telle sorte que nous souhaiterions éviter de nous cogner trop fortement sur une de leurs fondations les plus robustes. Aussi, nous les suivrons doucement depuis leur point de départ. Nous proposons pour cela de revenir sur les origines du concept de performativité puisque cette notion n'est pas issue de la sociologie. Elle est une appropriation. Elle a en effet été utilisée pour la première fois dans le domaine de la linguistique. Plus exactement, elle a été forgée par les spécialistes d'une de ses sous-disciplines : la linguistique pragmatique.

II.1. La performativité en linguistique

Du langage ordinaire

Pour bien comprendre le concept de performativité, il convient de revenir rapidement sur ce que qu'est la pragmatique en linguistique. Nous souhaitons ainsi rappeler que le terme pragmatique a pour la première fois été utilisé par le philosophe et sémioticien américain Charles W. Morris en 1938. Il lui permet à cette époque de définir une nouvelle sous-discipline de la sémiotique qui a pour objectif d'étudier le rapport entre les signes et leurs usagers. Pour Charles W. Morris, la pragmatique déborde largement le domaine de la linguistique. Elle ne s'intéresse pas seulement au langage, mais à l'ensemble des techniques de communication humaine et non humaine. L'auteur considère en effet que les animaux et les machines sont capables de communiquer. Au même titre que les être humains, ils sont, selon lui, des usagers des signes.

À partir des années cinquante, les philosophes du langage anglo-saxon (Austin, 1962 ; Grice, 1975 ; 1978 ; Searle, 1969 ; 1979) se réapproprient cette notion de pragmatique. Cependant, ils en font un usage plus restrictif. Dans leur cas, la notion de pragmatique sert seulement à désigner l'étude des langues naturelles, c'est-à-dire ce qu'ils appellent le langage ordinaire (i.e., la communication verbale humaine). Aussi, durant leurs différents travaux, ces philosophes vont faire une découverte qui révolutionne la discipline linguistique du moment. *A contrario* de ce qu'en pensent leurs collègues logiciens, ils observent que le rôle du langage n'est pas seulement de décrire le réel, mais aussi d'exercer une action. John L. Austin (1962) est un des premiers à avoir réalisé cette découverte. Il en déduit sa fameuse théorie des actes de langage à l'intérieur de laquelle la notion de performativité joue un rôle primordial.

II.1.1. *L'illusion descriptive*

Communiquer c'est agir

Afin de bien saisir l'importance de la découverte de John L. Austin, il est nécessaire de revenir sur le contexte scientifique à l'intérieur duquel il développe sa théorie. Cette dernière ne peut en effet pas être complètement comprise si l'on omet que cet auteur la développe en

réaction à la philosophie analytique anglo-saxonne des années cinquante (Frege, 1977 ; Russell, 1956 ; Whitehead, 1947).

Rappelons que pour cette philosophie, le langage est un système à code qui permet une représentation formelle de la réalité. Il est un outil de description du monde que l'on peut étudier scientifiquement grâce à la logique et aux mathématiques. Mais une telle définition du langage n'est-elle pas un peu particulière ? Ne se réfère-t-elle pas à un type de langage bien spécifique ? Un langage réductible à de pures fonctions logiques n'est-il pas un peu artificiel ? Finalement, qu'en est-il du langage concrètement utilisé par les hommes et qui semble si peu intéresser la philosophie analytique anglo-saxonne ? Dans une certaine mesure, c'est ce problème qui a conduit John L. Austin (1962) à focaliser son attention sur l'étude du langage ordinaire. À la différence de la philosophie analytique anglo-saxonne, ce dernier s'intéresse donc moins à la syntaxe (i.e., l'étude des relations entre les signes) et à la sémantique (i.e., l'étude des relations entre les signes et les objets qu'ils désignent), qu'à la manière dont les humains font usage du langage (i.e., la communication ; Morris, 1938). Ce faisant, il établit les fondements de la pragmatique linguistique.

Autrement dit, la théorie des actes de langage de John L. Austin (1962) a été fondée en opposition au postulat de la philosophie analytique pour qui le langage est un outil de description de la réalité et pour qui toutes les phrases déclaratives (i.e., qui ne sont ni des interrogatives – e.g., « comprenez-vous ? » –, ni des impératives – e.g., « Sinon, relisez. » – et ni des exclamatives – e.g., « C'est parfait ! ») sont évaluables en termes de vérité ou de fausseté. John L. Austin soutient à l'inverse que, dans le langage ordinaire, une grande quantité de phrases déclaratives ne décrivent rien et ne sont ni vraies ni fausses. Ses travaux lui permettent en effet de découvrir l'existence de nombreuses phrases déclaratives qui ne rendent compte, ni du présent, ni du passé du monde. Ces phrases ne servent pas à décrire le monde : elles servent plutôt à agir dessus. Pour l'auteur, elles ont moins pour fonction de décrire la réalité, que de la faire advenir. Les philosophes analytiques anglo-saxons qui ne savent (ou ne veulent) pas repérer ces phrases sont alors victimes d'une illusion descriptive.

II.1.2. Les constatifs et les performatifs

Quand dire c'est faire

Afin de bien comprendre ce phénomène d'illusion descriptive commençons par prendre connaissance des deux phrases suivantes.

- [a] La section II.1.2 de ce texte est intitulée « Les descriptifs et les performatifs ».
- [b] Je vous conseille de lire attentivement la section II.1.2 de ce texte.

Quelle est la fonction de la phrase [a] ? La phrase [a] a pour fonction de décrire la réalité puisqu'il est possible de l'évaluer en termes de vérité ou de fausseté. Dans notre cas, [a] est fausse. Selon John L. Austin, [a] est un constatif. Maintenant, concentrons-nous sur la phrase [b]. Quelle est sa fonction ? *A priori*, [b] ne décrit pas la réalité. À cet instant précis, nous sommes incapable de décrire votre activité de lecture. Aussi, si [b] ne décrit rien, c'est parce qu'à travers [b], nous cherchons plutôt à susciter votre concentration. La fonction de [b] n'est-elle pas de vous faire lire cette section avec attention ? [b] est un performatif.

Ajoutons que pour John L. Austin, les performatifs servent à accomplir des actes institutionnels, c'est-à-dire des actes qui existent en référence à différentes conventions humaines. Par exemple, lorsque nous écrivons [b], nous nous appuyons sur au moins deux types de conventions :

- celles qui veulent qu'un écrit académique doit être lu attentivement ;
- celles qui veulent que le lecteur d'un écrit académique est intellectuellement discipliné.

Pour John L. Austin, un performatif ne peut effectivement réussir qu'à condition que certaines contraintes soient respectées. Sa félicité est soumise à six conditions.

- [C1] Il doit exister des procédures dont les effets sont conventionnellement reconnus.
- [C2] Les personnes et les circonstances doivent être adaptées.
- [C3] L'exécution des procédures doit être correcte.

- [C4] L'exécution des procédures doit être intégrale.
- [C5] Les procédures doivent susciter chez les participants des intentions (i.e., des états mentaux ; e.g., des pensées, des croyances ou des désirs).
- [C6] Les participants doivent par la suite adopter réellement ces intentions.

Écrire et lire un document scientifique implique un certain nombre de procédures et d'effets qui, bien que nous ne puissions les détailler ici, sont conventionnellement reconnus. Si vous êtes encore en train de nous lire, c'est *a priori* que les personnes et les circonstances sont adaptées. Non ? Si vous continuez à nous lire, c'est que l'exécution des procédures a de fortes chances d'avoir été correcte et intégrale. Du moins, nous l'espérons. Pour autant, il n'est pas certain que [b]⁸ est réussie. Il n'est pas sûr que vous ne soyez pas déjà passé à la section II.2 sans même avoir pris connaissance de ce qui est écrit ici. Cependant, si ce n'est pas le cas et si vous ne le saviez pas déjà, vous venez de comprendre que, si [b] peut être évaluée en termes de félicité ou d'infélicité, elle ne peut pas l'être en termes de vérité ou de fausseté. À travers [b], nous ne constatons pas que vous soyez attentif ou non. Seulement, nous vous le conseillons.

II.2. La performativité en sociologie

Des discours aux techniques

Aujourd'hui, les travaux de John L. Austin ont un impact nuancé dans le domaine de la pragmatique linguistique contemporaine. Une des principales causes de ce succès relatif semble due au fait que l'opposition que John L. Austin établit entre les constatifs et les performatifs n'est pas aussi simple qu'elle n'y paraît. Pour l'auteur, et contrairement à ce qu'en pensent certains de ses collègues (Ducrot, 1972 ; Récanati, 1981 ; Warnock, 1973), cette opposition ne tient pas. Sur un plan purement linguistique, la théorie des actes de langage de John L. Austin (1962) pose un certain nombre de problèmes que nous exposons plus en détail dans la section III. Notons que ce succès relatif n'apparaît toutefois pas très surprenant. Si la théorie de John L. Austin a joué un rôle primordiale dans le développement de la pragmatique linguistique, c'est également parce qu'elle est ancienne. Pour bien comprendre cela, il suffit de faire une analogie. Quelle est l'influence des travaux d'Émile

⁸ Je vous conseille de lire attentivement la section II.1.2 de ce texte.

Durkheim ou de Max Weber dans la sociologie contemporaine ? Bien entendu, elle est énorme parce que ces travaux sont au fondement de cette discipline. Mais, dans le même temps, elle est assez restreinte et diffuse dans la mesure où peu de sociologues d'aujourd'hui s'appuient directement sur les travaux de ces auteurs fondamentaux, mais plutôt sur ceux de leurs innombrables successeurs. Du point de vue de la discipline linguistique, les travaux de John L. Austin ont ce caractère un peu vieillot, même s'ils restent clairement au fondement des théories pragmatiques les plus contemporaines.

Le succès actuel des travaux de John L. Austin ne se joue donc pas tellement au sein de la discipline linguistique. Il se déroule ailleurs, sur les scènes de disciplines voisines dont fait partie la sociologie. Suite aux tournants linguistiques (Wittgenstein, 1961) et pratique (Schatzki, Knorr-Cetina & Von Savigny, 2001) qu'ont connus les SHS, de nombreux sociologues ont cherché à mieux comprendre la part langagière de l'action et le caractère pragmatique de la communication ordinaire. Cela fait ainsi environ trente ans qu'aux yeux des sociologues, la notion de performativité est apparue comme un outil particulièrement heuristique pour étudier leurs objets. Car, une fois appropriée, elle leur permet d'examiner concrètement la manière dont les mots et les choses participent à organiser la vie en société (Licoppe, 2010). Elle a de cette façon joué un rôle considérable dans le développement de la sociologie contemporaine (Denis, 2006). De telle sorte que les usages de cette notion sont progressivement devenus des plus classiques pour étudier les rapports de genre, les processus organisationnels, mais aussi les activités scientifiques et techniques.

Ces usages peuvent être exposés en deux axes. Pour les sociologues, la notion de performativité renvoie, de façon classique, à une dimension discursive. Mais elle recouvre également, de façon plus originale, une dimension matérielle.

II.2.1. La dimension discursive de la performativité

Langage, domination et organisation

En un peu plus de trente ans, les usages que les sociologues ont pu faire du concept de performativité sont nombreux. Comme le pointe Jérôme Denis :

« Il faudrait sans doute un article entier pour seulement en citer les références »
(Denis, 2006, pp. 2-3).

Néanmoins, ces usages renvoient à différents travaux dont les plus connus et les plus facilement repérables portent sur la dimension discursive de la performativité.

La théorie des actes de langage de John L. Austin (1962) a en effet d'abord été mobilisée par les sociologues pour montrer l'efficacité du discours dans la production de la réalité. Judith Butler (1988 ; 1997 ; 2004) est l'auteur qui a le plus fortement contribué à faire reconnaître ce type d'usage étant donné que ses différents travaux sur le pouvoir des mots ont profondément marqué les études sur le genre et la culture. Ils ont permis de populariser la notion de performativité au sein de l'ensemble des SHS. Plus précisément, les recherches de Judith Butler ont participé à mettre au jour la manière dont les activités discursives, en qualifiant les personnes, contribuent à la construction de leurs identités. La thèse fondamentale de l'auteur peut être présentée de la manière suivante. En assignant certaines minorités à des catégories sociales peu valorisantes, les discours véhiculés par les dominants participent à la reproduction des structures de domination. Les différentes études que Judith Butler a menées sur le genre montrent en ce sens comment les propos sexistes contribuent à la fabrication d'une normativité sexuelle qui peut avoir des effets dégradant sur l'identité féminine. En référence directe aux travaux de John L. Austin (1962), l'auteur nous dit que ces discours misogynes la performent.

La dimension discursive de la performativité a également fait l'objet de l'attention des sociologues de l'organisation. Suite aux travaux novateurs de James R. Taylor (1993), certains spécialistes de la communication (e.g., Cooren, 2010 ; Gramaccia, 2001) ont cherché à pointer l'importance des actes de langage dans l'organisation. Selon cette perspective, l'organisation n'est pas une entité donnée qui existe par nature et une fois pour toute. Les acteurs qui la composent lui donnent forme et l'animent à travers les innombrables échanges verbaux qu'ils partagent au quotidien : les acteurs de l'organisation ont une agentivité (i.e., une capacité d'action sur le monde) qu'ils exercent par le biais du discours (Cooren, 2010). Dans le sens des travaux de John L. Austin (1962), la communication verbale a une dimension organisante (Cooren, 2000 ; Putman & Nicotera, 2009). Et c'est précisément en vertu de cette dimension que l'organisation est performée par les discours des acteurs qui la composent.

Comme l'expose Philippe Gonzales (2006) dans ses travaux sur la prédication, les activités discursives participent ainsi à la (re)production de la réalité. L'auteur souligne toutefois que les actes de langage ne suffisent pas, à eux seuls, à faire advenir le réel. La prédication

évangélique, pour fonctionner, doit faire l'objet d'un montage collaboratif. Elle ne peut exister, en tant que réalité, que par l'action combinée du prédicateur et des fidèles qui l'écoutent. À l'instar de John L. Austin (1962), Philippe Gonzales (2006) soutient de ce fait que la performativité d'un acte de langage dépend de circonstances organisationnelles et de procédures conventionnelles. C'est d'ailleurs pourquoi, selon Judith Butler (2004), le succès d'un énoncé performatif renvoie à des formes de pouvoir et d'autorité qui doivent être perçues comme légitimes par l'interlocuteur. Un peu à la manière de Pierre Bourdieu (1982), l'auteur s'attache ainsi à montrer comment l'efficacité du discours réside dans la reconnaissance dont le locuteur peut bénéficier en l'énonçant. Si les fidèles de Philippe Gonzales (2006) participent à faire exister la divinité dont leur parle le prédicateur, c'est avant tout parce ce dernier est perçu comme légitime. La réalité de la divinité est coproduite par les fidèles parce qu'elle leur apparaît convenable.

Par conséquent et de façon schématique, lorsque les sociologues se sont attachés à étudier la dimension discursive de la performativité, c'est généralement pour rendre compte de la manière dont le langage est une technique d'organisation et un vecteur de domination. Toutefois, comme nous l'avons annoncé, là n'est pas le seul usage que les sociologues ont pu faire du concept de performativité.

II.2.2. La dimension matérielle de la performativité

Des objets et des scripts

Dans le domaine de la sociologie, la notion de performativité a fait l'objet d'une appropriation moins directe et plus audacieuse que celle que nous venons d'exposer. En effet, pour les sociologues des *STS*, cette notion ne permet pas seulement de rendre visible comment le langage est une manière d'instituer certaines représentations du monde. Elle n'est pas qu'un simple moyen de mettre en avant la dimension langagière de la structuration du social. Elle est également une façon de pointer le caractère pragmatique, au sens de Charles W. Morris (1938), des techniques (Licoppe, 2010). Pour les sociologues des *STS*, si le langage est une technique, cette dernière n'est pas la seule à permettre la diffusion des représentations. Elle n'est pas la seule à travailler l'ordonnement du social. Par le biais des objets, qu'ils soient concrets ou abstraits, matériels ou idéels, les concepteurs font advenir des visions du monde

(Akrich, 1987 ; 1989 ; Latour, 1993a ; 1994). À la manière des phrases des locuteurs, les techniques que développent les concepteurs participent à la (re)production de la réalité.

En référence aux travaux de Madeleine Akrich (1987) et de Bruno Latour (1993a), les techniques peuvent être comprises comme performatives dans le sens où elles sont porteuses de programmes d'action qui traduisent des représentations. Ces représentations renvoient généralement à la vision que les concepteurs se font des usages que doivent permettre leurs conceptions. Elles sont appelées des scénarii d'usages qui sont *in fine* autant de prescriptions d'action. Selon Madeleine Akrich (1987 ; 1989), les techniques font plus exactement l'objet d'un travail de script qu'il est possible de comprendre en trois étapes.

- La première est celle de la description. Elle consiste, du point de vue des concepteurs, à décrire les fonctions de la technique qu'ils souhaitent développer ainsi que celles des diverses entités qui composent le réseau sociotechnique à l'intérieur duquel ils projettent de l'insérer.
- La seconde étape est celle de l'inscription. Elle recouvre la phase proprement dite de conception de la technique. Elle consiste à introduire le programme d'action défini durant la phase de description à l'intérieur de la technique qui est en train d'être développée.
- La troisième étape est celle de la prescription. Une fois le programme d'action encapsulé par la technique, ce dernier constitue autant de cadres d'usages qui doivent permettre aux utilisateurs de réaliser ou non un certain nombre d'actions.

En référence au bel article de Bruno Latour (1993a), Gaston apparaît ainsi comme un sociologue des *STS* qui s'ignore, c'est-à-dire un bricoleur rigolo et malin qui connaît bien la dimension matérielle de la performativité. On en veut pour preuve la fameuse planche présentée dans la figure 6.

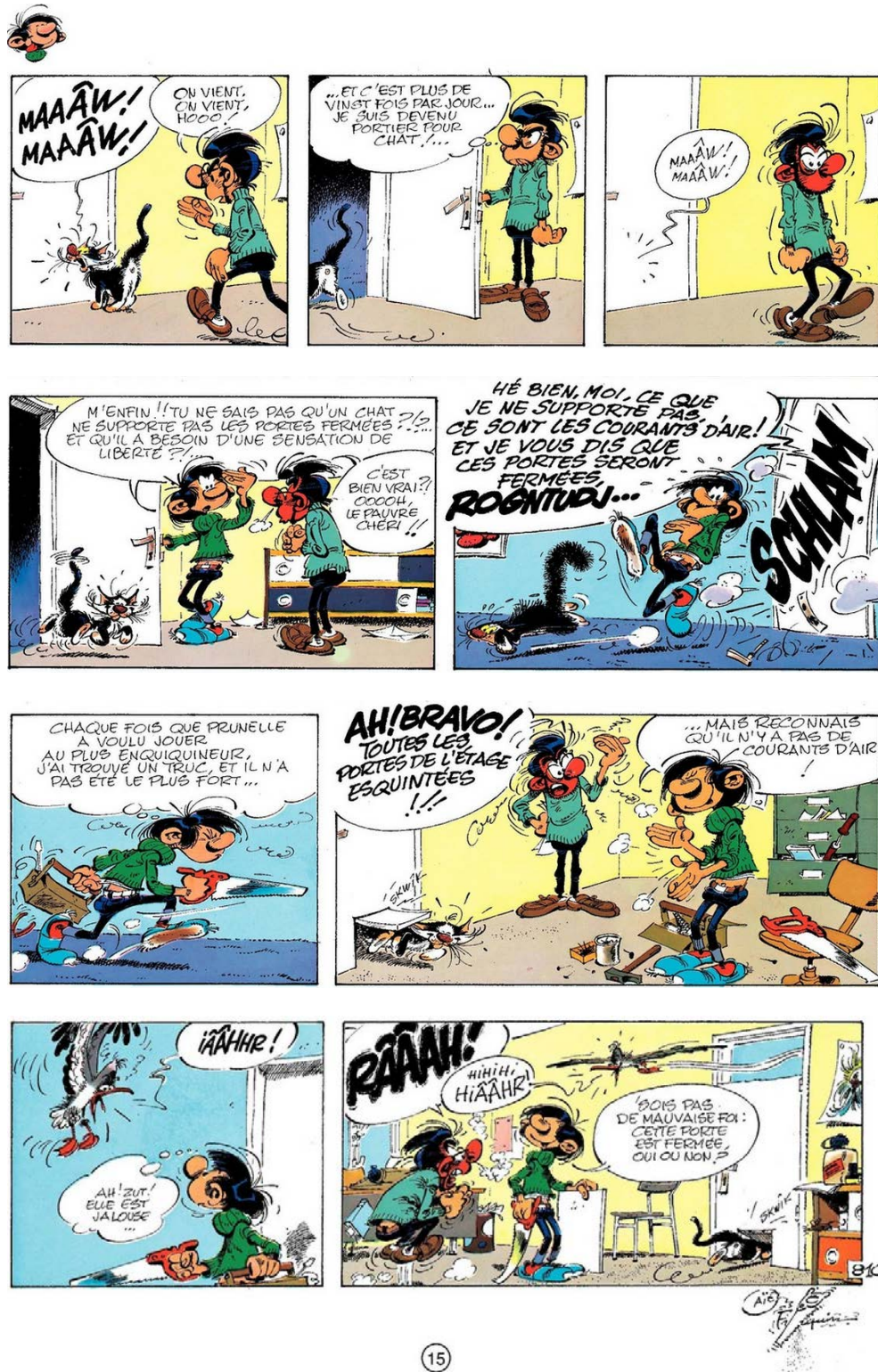


Figure 6. Extrait de l'album n°16 de « Gaston », *Lagaffe mérite des baffes*, par André Franquin⁹

⁹ © 1979, Franquin & Éditions Dupuis, et Marsu B.V. pour l'utilisation du personnage de Gaston.

Reprenons ensemble l'analyse de cette planche en mobilisant l'exégèse qu'en livre Bruno Latour. Le chat de Gaston embête Prunelle qui doit lui ouvrir les portes « plus de vingt fois par jour ». Pour Gaston, il est normal que son chat ne supporte pas les portes fermées. C'est un félin qui, en tant que tel, a un besoin naturel de liberté. Pour Bruno Latour, Gaston se fait le « porte-parole des droits du chat ». Le problème est que Prunelle ne supporte pas, quant à lui, de subir des « courants d'air » : « ces portes seront fermées, [...] SCHLAM ! ». Gaston est très embêté et semble mal supporter les ordres de Prunelle : « Chaque fois que Prunelle a voulu jouer au plus enquiquineur, j'ai trouvé un truc, et il n'a pas été le plus fort... ». Selon Bruno Latour, en tant que porte-parole des droits du chat, Gaston compte bien rééquilibrer les relations de pouvoir entre Prunelle et le félin. Mais comment faire ? Comment pourrait-il être possible de respecter les ordres de Prunelles et les droits du chat ? Comment faire pour que les portes du bureau du journal de Spirou puissent rester fermées tout en laissant librement circuler le félin ? Jusqu'ici, Gaston effectue ce que nous avons appelé en amont la phase de description. Il décrit la situation sous la forme d'un problème interactionnel se jouant entre des entités humaines et non humaines afin de pouvoir chercher une solution technique qui permette de le résoudre.

Gaston a alors une idée : bricoler des chatières pour les portes du journal de Spirou. Il prend sa scie à bois, sa boîte à outils et se met rapidement au travail. En construisant les chatières, Gaston ajoute au scénario d'usage véhiculé par les portes du journal un programme d'action que Bruno Latour propose de présenter comme suit : le chat est libre, le chat est content, les courants d'air sont coupés, Prunelle est apaisé, Gaston est content. La conception des chatières est donc l'étape que nous avons précédemment qualifiée d'inscription. Elle est une manière d'introduire à l'intérieur des portes les représentations que Gaston se fait de la solution au problème que posent les interactions qui se jouent entre le chat, Prunelle et les portes. Une fois l'ensemble de ces portes bricolées, ces dernières se voient dotées d'une fonction nouvelle : permettre au chat de circuler librement sans créer des courants d'air. Nous sommes dans l'étape de prescription. Les portes doivent conduire les différentes entités humaines et non humaines qui composent la situation à interagir d'une manière différente. Elles doivent permettre de résoudre les problèmes d'interaction qui existaient jusqu'ici entre le chat, Prunelle et les portes. Pour reprendre les termes des sociologues des *STS*, les chatières prescrivent de nouvelles formes d'associations entre les acteurs-actants du réseau sociotechnique considéré par Gaston. Elles les performant. C'est du moins ce que semble

montrer la septième vignette. Le chat circule librement et les courants d'air sont coupés. Et pourtant, Prunelle est enragé et la mouette est jalouse... Mais nous y reviendrons plus tard.

II.3. La performativité des dispositifs marchands

Économie-discipline et économie-pratique

Pour les sociologues des *STS*, la notion de performativité n'est pas seulement une manière de pointer le rôle du langage dans l'organisation de la société. Elle est aussi une façon de mettre en avant celui des techniques. Au même titre que les mots, ces dernières véhiculent des représentations qui ne font pas que décrire la réalité. Elles participent également à sa constitution et à sa stabilisation. Comme nous l'avons pointé en amont, cette dimension matérielle de la notion performativité a permis à la sociologie économique d'opérer une avancée considérable.

II.3.1. La performance de l'homo oeconomicus

Faire calculer les acteurs

En référence à ce que nous avons dit dans la section I, les études sur la performativité des dispositifs marchands est un des courants de recherche les plus stimulants de la sociologie économique contemporaine (MacKenzie & Millo, 2003). Rappelons que ces études sont fortement influencées par le programme performatif de Michel Callon (1998) qui, répétons-le, repose sur l'hypothèse forte que l'économie-discipline ne décrit pas la réalité économique telle qu'elle existe empiriquement, mais la fait advenir en cadrant l'activité économique concrète.

« [La] science économique, au sens large du terme, performe, configure et formate l'économie, plutôt qu'elle n'observe son fonctionnement » (traduit par nous ; Callon, 1998, p. 2).

Nous retrouvons donc le principe de l'illusion descriptive de John L. Austin (1962). Les théories économiques ne sont pas constatatives : elles sont performatives dans le sens où elles font exister l'économie réelle en produisant les phénomènes qu'elles prétendent observer. Comme nous l'avons déjà dit, Michel Callon (1998) propose ainsi aux sociologues de

l'économie un programme de recherche particulièrement stimulant qui vise à montrer comment la sphère marchande :

« est encadrée, non pas dans la société, mais dans la science économique »
(traduit pas nous ; Callon, 1998, p. 30).

C'est le début de ce que Christian Licoppe (2010) appelle le tournant performatif qui, comme nous l'avons vu, est une des plus importantes alternatives à la nouvelle sociologie économique. Car, avec le programme performatif, il ne s'agit plus de montrer comment le marché est encadré dans le social¹⁰. Il s'agit surtout d'examiner comment, un peu à la manière dont l'entend Karl Polanyi ([1944] 1983), les entités économiques peuvent prévaloir sur les entités sociales du point de vue de l'encastrement-intrication qu'elles constituent. Les travaux de Donald MacKenzie et de Yuval Millo (2003) sont en ce sens une des applications les plus réussies de ce programme. Ils montrent en effet que le modèle d'évaluation des options développé par Fischer S. Black, Myron S. Scholes et Robert C. Merton est moins une théorie permettant de décrire l'état du monde qu'une technologie permettant de le faire advenir.

« Dans sa première formulation, ces hypothèses étaient complètement irréalistes et les prix observés s'écartaient systématiquement de ceux prédits par le modèle. Toutefois, les marchés financiers ont progressivement évolué dans un sens qui converge avec le modèle » (traduit par nous ; MacKenzie & Millo, 2003, p. 137).

Ainsi, même si Donald MacKenzie et Yuval Millo nuancent le pouvoir performatif du modèle Black-Scholes-Merton¹¹, ils n'en reste pas moins que leurs travaux montrent que les acteurs qui l'utilisent évaluent généralement les options à la manière dont le prescrit la théorie. Celle-ci est une technologie d'aide à la décision qui performe (partiellement) la rationalité économique. Elle tend à faire empiriquement advenir la figure de l'*homo oeconomicus*.

¹⁰ Ceci est par exemple le cas de Mark Granovetter (1973) lorsqu'il souligne dans son article aujourd'hui célèbre l'importance des relations intersubjectives (i.e., des liens faibles) dans la structuration du marché (plus précisément, du marché du travail).

¹¹ Car, pour les auteurs, les acteurs qui l'utilisent ne deviennent jamais moralement atomisés.

II.3.2. *La performance de l'homme pluriel*

Faire qualculer les acteurs

Cependant, le domaine de la finance n'est pas la seule forme marchande existant dans nos sociétés. Et le modèle de l'*homo oeconomicus* n'est pas, non plus, la seule représentation à être performée sur les marchés.

Par exemple, dans le cas plus trivial de la grande distribution, les équipements utilisés par les supermarchés les plus ordinaires (e.g., étagères, chariots, packagings ou étiquettes) sont autant d'objets destinés à faire advenir différents registres de calcul. Pour Franck Cochoy (2004a) et ses collègues¹², ces objets sont considérés comme des dispositifs qui prêtent des dispositions aux consommateurs dans le double sens du terme : ils sous-tendent l'hypothèse que les demandeurs se comportent selon une ou plusieurs logiques d'action particulières dans le même temps qu'ils leur suggèrent d'agir d'une façon que ces consommateurs n'avaient pas nécessairement envisagée. Les technologies de marché activent les dispositions des consommateurs un peu à la manière dont les situations suscitent les habitus chez Bernard Lahire (1998). Selon Franck Cochoy (2004b), ces dispositions peuvent être d'ordre divers. Les dispositifs marchands peuvent aussi bien performer la rationalité substantive (i.e., le calcul en référence au terme calculer), que la rationalité axiologique (i.e., le qualcul en référence au terme qualifier) ou des logiques d'action reposant sur l'interaction et la négociation de sujets pluriels qui partagent une même situation de choix et tentent de s'ajuster l'un à l'autre pour converger (i.e., le calcul en référence au terme calquer). Selon Franck Cochoy (2011b), les technologies de marché les plus ordinaires ont ainsi pour objectifs de faire qualculer et calquer les consommateurs. C'est par exemple le cas des emballages qui peuvent aussi bien viser à séduire les clients en pariant sur leurs affects, à les fidéliser en pariant sur leurs habitus, à les convaincre en pariant sur leurs valeurs, qu'à les informer en pariant sur leur rationalité (Cochoy, 2004b). Du point de vue de la sociologie économique nouvelle, les dispositifs marchands performeraient de cette manière une sorte d'*homme pluriel*, c'est-à-dire une personne capable d'agir selon des régimes d'engagement pluriels (Thévenot, 2006).

¹² Nous pensons notamment à Sandrine Barrey (2004b), à Roland Canu (2007), à Catherine Grandclément (2008), à Michèle Lalanne (2011) et à Laure Séguy (2014).

Comme le suggère Franck Cochoy (2011a), la bonne compréhension du fonctionnement des marchés implique par conséquent de pouvoir identifier l'ensemble des dispositions qui se jouent durant les processus d'attachement des consommateurs aux biens de consommation. Notons que pour la sociologie, cette compréhension n'est que très sommaire puisque peu de chercheurs issus de cette discipline s'y sont intéressés. Le cas de la curiosité en est une bonne illustration. Il semblerait en effet que jusqu'ici, dans le domaine de la sociologie, l'intérêt pour cette disposition particulière renvoie à un programme de recherche qui n'a fait l'objet que de peu d'investigations.

« Le présent ouvrage est le fruit d'un double étonnement : d'un côté, vingt ans d'observation des scènes commerciales m'ont convaincu que parmi les dispositions activées par les dispositifs marchands, la curiosité figure en bonne place comme un ressort d'action ordinaire ; d'un autre côté, ce constat ne rend que plus surprenante l'absence quasi-totale de cette disposition banale dans le lexique courant de la sociologie » (Cochoy, 2011a, p. 8).

Franck Cochoy (2011c) a toutefois montré que la curiosité, à l'image de la rationalité économique chez Michel Callon (1998), peut faire l'objet d'une performance. Selon l'auteur, il existe sur la scène marchande, et cela depuis longtemps, de nombreux dispositifs développés afin de faire advenir cette disposition trop méconnues des sociologues. Les *QR-codes*, ces codes-barres bidimensionnels qui permettent au détenteur d'un *smartphone* d'accéder à des contenus en ligne, en sont un exemple intéressant. N'ont-ils pas pour fonction de faire advenir la curiosité des consommateurs en les invitant à venir les décoder ?

En s'appropriant la notion de performativité développée par John L. Austin (1962), la sociologie économique nouvelle se donne les moyens d'examiner comment les activités de calcul marchand sont produites. En référence à la notion d'encastrement-intrication que nous avons proposé en amont, cette sociologie peut travailler à repérer comment la machine à calculer que compose tout marché recouvre une articulation d'activités cognitives d'ordre plus ou moins psychologique, sociologique et/ou économique. En performant la rationalité substantive, les dispositifs marchands participent en effet à faire prévaloir les entités économiques sur les entités sociales. En performant la rationalité axiologique et des logiques d'action reposant sur la tradition ou l'imitation, ces mêmes technologies contribuent à faire prévaloir les entités sociales sur les entités économiques. En outre, en performant d'autres types de dispositions, comme la curiosité, qui sont, de *prime abord*, d'ordre plus psychologique que sociologique, ces dispositifs participent à faire exister des entités plus proprement humaines au sein du tissu socioéconomique. Avec le développement des

disciplines comme la psychologie économique et la neuroéconomie, cette autre forme d'encastrement-intrication, qui semble bien souvent ignorée des sociologues, occupe d'ailleurs une place de plus en plus centrale dans la constitution des marchés.

Transition. Une appropriation qui fait question

Pour une critique constructive

La notion de performativité développée par John L. Austin (1962) est au fondement de la pragmatique linguistique. Elle a permis de pointer les limites de la philosophie analytique en montrant que le langage n'est pas seulement un moyen de décrire la réalité. En mettant l'accent sur le langage ordinaire, John L. Austin a exposé comment la parole, en tant qu'outil de communication, permet d'agir sur le monde. Le langage est composé d'actes qui ont pour fonction de modifier et d'influencer les représentations et les pratiques d'autrui. Il participe à la construction du réel. Comme nous le verrons par la suite, la théorie des actes de langage de John L. Austin reste ainsi au cœur des théories contemporaines de la pragmatique linguistique, même si les spécialistes du domaine accordent aujourd'hui une attention nuancée à la notion de performativité. *Quand dire, c'est faire* a permis de souligner la dimension organisante du langage. Et cet apport est d'une importance considérable pour la discipline linguistique, mais pas seulement.

Nous avons effectivement vu que les chercheurs en sciences sociales ont rapidement perçu un intérêt dans les travaux de John L. Austin. Grâce à quelques ajustements disciplinaires, la notion de performativité a plus exactement permis aux sociologues de mettre en lumière l'importance des discours, puis des objets techniques dans la constitution et la stabilisation du social. La performativité des mots et des choses joue un rôle fondamental dans la (re)production de la société. Du point de vue de la sociologie économique qui nous intéresse ici, la notion de performativité a alors favorisé l'avènement d'une des plus grandes avancées scientifiques. En soulignant le rôle des théories économiques dans la production de l'économie réelle, elle a permis de pointer les limites de la dispute interminable qui animait les sociologues et les économistes. Pour Michel Callon (1998), la nouvelle sociologie économique a raison : le marché est encastéré dans le social. Mais les économistes aussi : l'*homo oeconomicus* existe bel et bien. En référence aux travaux de Franck Cochoy (2004b ; 2011a ; 2011b), le calcul rationnel, l'habitude et bien d'autres dispositions d'esprit encore

sont performées par les dispositifs que développent les spécialistes du marché. Chercher à comprendre les dynamiques d'encastrement-insertion, ou plutôt, d'encastrement-intrication des entités économiques et sociales n'est donc pas motivée que par des finalités polémiques. C'est aussi une posture analytique.

Ainsi, si la notion de performativité a permis à John L. Austin (1962) de poser les bases de la pragmatique linguistique, elle a également permis à Michel Callon (1998) de fonder un des plus importants courants de la sociologie économique contemporaine. Il existe aujourd'hui d'innombrables travaux de sociologues portant sur la performativité des technologies de marché. Ces travaux ont mis à l'épreuve le programme performatif proposé par Michel Callon. Aujourd'hui, celui-ci tient d'autant plus qu'il s'en est trouvé considérablement consolidé. Il a donné naissance au développement d'une sociologie économique nouvelle dont l'une des plus récentes et importantes contributions est la *Sociologie des agencements marchands*. Toutefois, aux yeux de certains chercheurs issus des SHS, le programme performatif et la *Sociologie des agencements marchands* comportent des failles directement associées aux usages que la sociologie économique nouvelle fait de la notion de performativité. Ces failles méritent selon nous d'être examinées. Précisons néanmoins que ces failles sont quelques fois mises en exergue dans le but de fragiliser la sociologie économique nouvelle et, plus largement, le courant des sociologies des STS qui en est sous-jacent. D'autres fois, ces failles sont mises en lumière dans le but de réajuster la manière dont il est possible de s'appropriier la notion de performativité. L'objectif est, dans ce dernier cas, de renforcer le développement des sociologies des STS, voire de contribuer à celui de la sociologie économique nouvelle. La finalité des critiques que nous allons formuler est de nous positionner modestement dans ce camp. Nous proposons en ce sens de commencer par chercher en quoi les travaux des sociologues des STS peuvent recouvrir une appropriation de la notion de performativité susceptible d'être discutée.

III. Performativité : problèmes et solutions

Une critique de critiques

Les critiques portant sur la manière dont la sociologie économique nouvelle et, plus largement, les sociologies des STS font usage de la notion de performativité sont nombreuses. Michel Callon et Judith Butler ont eux-mêmes participé à les formuler (Cochoy, Giraudeau &

McFall, 2014). Cependant, ces limites ont plus généralement été développées par différents économistes. Ces économistes sont, par exemple, Nicolas Brisset (2014a), Ben Fine (2003), Geoffrey Hodgson (2010), Philip Mirowski et Edward Nik-Khah (2007). Certains sociologues ont également contribué à ces condamnations. C'est par exemple le cas de Patrik Aspers (2007), d'Uskali Mäki (2013) et de David Miller (2002 ; 2005). D'une manière générale, les critiques des différents économistes et sociologues que nous venons de citer portent sur le caractère non institutionnel et non conventionnel du cadre analytique à l'intérieur duquel les sociologues des *STS* intègrent la notion de performativité. En effet, comme nous l'avons vu précédemment, la sociologie économique nouvelle associe la notion de performativité à la théorie de l'acteur-réseau qui est souvent considérée comme originale du point de vue des sciences sociales orthodoxes. Pourquoi ? Parce qu'elle ne saisit pas la société comme une composition de structures institutionnelles existant préalablement aux êtres qui la composent. De son point de vue, c'est plutôt une association émergente d'entités humaines et non humaines. Aussi, si les formes de cette association connaissent une certaine stabilité, celle-ci n'est toujours que provisoire. Pour les critiques, les sociologies des *STS* videraient de cette façon l'ontologie du social des entités structurantes que sont les conventions qui s'imposent aux agents. Ceci l'empêcherait alors de rendre correctement compte des phénomènes de performativité : c'est ce qui expliquerait pourquoi, selon Nicolas Brisset (2014b), la sociologie économique nouvelle ne peut pas vraiment considérer les échecs des technologies de marché.

Uskali Mäki (2013) va dans ce sens. Plus exactement, ce problème existe selon lui parce que les sociologies des *STS* établissent un lien trop direct et causal entre la technique et ses effets.

« Comparez ceci à ce qui semblerait être un cas de figure un peu différent : la physique et ses applications au domaine de l'ingénierie. Compte tenu de la définition que les sociologues proposent de la notion de performativité (e.g., la quadruple typologie de MacKenzie), ne serait-il pas possible de dire que la physique produit les ponts et les ordinateurs ? La physique est utilisée à cette fin, ce n'est pas la même chose. Utiliser la physique pour concevoir et construire des ponts et des ordinateurs est un processus causal. Cela comprend cependant des éléments performatifs de type Austiniens puisque ce procédé est social dans le sens où il implique des réunions, des contrats et des promesses qui sont nécessaires à sa réalisation. Mais cela aurait peu de sens d'affirmer que ces éléments sont produits par des théories physiques ; ils sont produits par des personnes (dont beaucoup d'entre elles ne sont pas des physiciens) qui agissent au sein de structures institutionnelles et qui contribuent ainsi, de manière collective et

avec l'aide de la physique, à la production de ponts et d'ordinateurs » (traduit par nous ; Mäki, 2013, p. 452).

Cette critique nous apparaît recevable. Elle permet de mettre en avant un problème qui n'est pas totalement non pertinent. Comme le souligne Uskali Mäki en filigrane, entre la technique et ses effets, il y a des représentations et des interprétations¹³. Or, il semble effectivement que certains sociologues des *STS* ne les considèrent pas toujours avec attention, à tout le moins, laissent parfois subsister un certain flou à ce niveau ; et cela, plus particulièrement dans le cas des interprétations ou, si l'on préfère, des usages. Pourtant, il n'apparaît pas irraisonnable d'affirmer que, pour être performative, une technique doit avant tout faire l'objet d'une appropriation par des utilisateurs existant au sein d'une communauté. Cette appropriation engagerait alors diverses interactions communicationnelles qui conditionneraient la performativité d'un dispositif. Et ces interactions ne pourraient exister qu'au sein des structures qui composent la société. Par conséquent, selon Uskali Mäki, les usages que les sociologues des *STS* font de la notion de performativité sont peu intéressants. Ce dernier va même plus loin puisque, d'après lui, ces utilisations nuiraient à la bonne compréhension des phénomènes de performativité. Nous verrons néanmoins que ce type de critiques ne tient pas tout à fait puisque d'autres sociologues des *STS* ont traditionnellement porté une attention particulière aux usages, même si, à notre connaissance, ces derniers n'ont jamais été véritablement associés, en tant que concept, à la notion de performativité. C'est d'ailleurs tout l'intérêt de notre proposition que de dégager, à la suite des travaux de Guillaume Latzko-Toth et de Florence Millerand (2012), quelques pistes de réflexion sur la manière dont il est possible de conceptualiser une passerelle permettant d'unifier les sociologies des *STS* qui portent sur la performativité des techniques et celles qui portent sur leurs usages.

Pour le dire autrement, nous proposons dans ce chapitre de faire une critique des critiques. Nous souhaitons plus exactement montrer que ces dernières, qui sont souvent associées à une approche conventionnaliste explicitement revendiquée, n'apparaissent pas toujours illégitimes sur le plan scientifique. Nous verrons par exemple que l'approche proposée par Nicolas Brisset (2014b) n'est pas dénuée de tout intérêt. Cependant, dans le sens des sociologues des *STS*, nous soutiendrons que cette approche comporte des limites non négligeables dans la

¹³ Précisons que, dans ce chapitre, les notions de représentation et d'interprétation peuvent être comprises dans un sens psychologique, mais aussi, en référence aux travaux d'Erving Goffman (1956), dans un sens théâtral. Une représentation est toujours mentale dans la mesure où elle fait nécessairement l'objet d'une interprétation qui a lieu dans un cerveau, mais elle est également toujours sociale dans le sens où elle recouvre une mise en scène qui implique diverses formes d'interactions entre des acteurs et des actants qui interprètent des rôles. C'est d'ailleurs en ce sens que nous associons, à tout le moins dans le cas des techniques, la notion d'interprétation à celle d'usage.

mesure où l'explication concrète de la réussite ou de l'échec des performatifs par le biais des seules institutions et conventions repose sur un modèle de communication qui pose des problèmes analytiques importants.

III.1. Les problèmes de la performativité

Une critique pragmatique

Avant de présenter nos arguments nous souhaitons commencer par dégager les principaux problèmes que pose la notion de performativité du point de vue de la pragmatique linguistique puisqu'ils jouent un rôle important dans l'histoire de cette discipline. Nous verrons que ces problèmes peuvent même faire l'objet d'une traduction qui, une fois systématisée, autorise une appropriation sociologique relativement approfondie des grandes avancées de la philosophie du langage. Ce détour systématique confèrera alors à notre critique des critiques un fondement résolument pragmatique. Faisons donc marche arrière et revenons à la théorie des actes de langage de John L. Austin (1962) afin de mieux comprendre les difficultés qu'il a pu rencontrer.

III.1.1. Les problèmes de la performativité en linguistique

Des performatifs aux illocutions

Vers la fin de ses investigations, John L. Austin s'aperçoit que l'opposition entre constatif et performatif n'est pas aussi claire qu'elle n'y paraît. Les problèmes qu'il rencontre sont de plusieurs ordres. Nous allons souligner ceux qui nous apparaissent les plus importants.

Au fur et à mesure de ses avancées, John L. Austin remarque que les performatifs peuvent être interprétés comme des constatifs implicites (ou impurs). Reprenons nos exemples et réexaminons le cas de [b]¹⁴. En tant qu'interlocuteur et compte tenu de ce que nous avons écrit jusqu'ici (i.e., du contexte), il vous est possible d'interpréter qu'en écrivant [b], nous cherchons à vous indiquer que la section II.1.2 de ce chapitre est importante¹⁵. Dans ce cas, [b] devient, pour vous, une description implicite. Lorsque vous en aurez fini avec ce chapitre,

¹⁴ Je vous conseille de lire attentivement la section II.1.2 de ce texte.

¹⁵ [b] pourrait alors être traduite de la façon suivante : « Attention ! Section II.1.2 importante ».

vous pourrez l'évaluer en termes de vérité ou de fausseté. C'est en ce sens que, selon John L. Austin, [b] peut être interprétée comme un constatif implicite.

De façon symétrique, toujours selon l'auteur, les constatifs peuvent être interprétés comme des performatifs implicites (ou impurs). Réexaminons cette fois-ci le cas de [a]¹⁶. En tant qu'interlocuteur, il vous est possible d'interpréter qu'en écrivant [a], nous ne faisons en réalité qu'affirmer que la section II.1.2 de ce texte est intitulée « Les descriptifs et les performatifs ». Dans ce cas, [a] n'a plus vraiment pour fonction de décrire la réalité. Une affirmation n'est pas une constatation. D'un point de vue pragmatique, [a] doit-elle donc être évaluée en termes de vérité ou de fausseté ? Selon John L. Austin, la réponse est plutôt négative. Par contre, [a] peut être accomplie avec une plus ou moins grande félicité (e.g., dans notre exemple, [a] ne marche pas).

John L. Austin conclut de ces trouvailles que tous les constatifs sont des performatifs implicites (i.e., impurs) : toutes les phrases visent à accomplir quelque chose. Ceci amène l'auteur à élaborer une nouvelle théorie des actes de langage. Dans les manuels de pragmatique linguistique (Bracops, 2010), cette théorie est généralement synthétisée à l'aide des trois points qui suivent.

- Tout acte de langage est un acte locutionnaire qui consiste simplement à dire quelque chose en prononçant une phrase (e.g., les phrases [a] et [b] sont des actes locutionnaires).
- Un acte locutionnaire est nécessairement associé à un acte illocutionnaire que l'on accomplit en disant quelque chose (e.g., en disant [a] nous accomplissons le fait d'affirmer que la section II.1.2 est intitulée « Les descriptifs et les performatifs » ; et, en disant [b] nous accomplissons le fait de vous conseiller de lire attentivement la section II.1.2 de ce texte).
- Un acte illocutionnaire peut être associé à un acte perlocutionnaire que l'on accomplit par le fait de dire quelque chose (e.g., en disant [a] et [b] nous pouvons susciter votre attention, vous irriter, voire, pourquoi pas, vous ennuyer).

John L. Austin passe ainsi de :

¹⁶ La section II.1.2 de ce texte est intitulée « Les descriptifs et les performatifs ».

« « dire c'est parfois faire quelque chose » à « parler c'est toujours faire quelque chose » » (Slakta, 1974, p. 95).

En reformulant sa théorie des actes de langage, John L. Austin (1962) rend alors plus visible une des limites importantes de sa notion de performativité. Si tous les actes de langage peuvent être interprétés comme des constatifs ou des performatifs impurs, c'est que le locuteur peut dissiper ou maintenir une certaine ambiguïté (Slakta, 1974). Le locuteur pourrait de ce fait jouer sur l'interprétation que l'interlocuteur peut faire de son illocution. Comme nous avons cherché à le souligner à partir des exemples [a] et [b], il existerait donc un espace pour l'interprétation de l'interlocuteur. Néanmoins, cet espace est très mal considéré par John L. Austin (1962). Pour lui, les conditions de félicité [C5] (i.e., les procédures doivent susciter chez les participants des intentions) et [C6] (i.e., les participants doivent par la suite adopter réellement ces intentions) sont en effet appréhendées comme secondaires. Les conventions, qu'elles soient explicites ou non, priment sur les intentions. Un peu à la manière du programme fort de David Bloor ([1976] 1991) ou de la nouvelle sociologie économique de Mark Granovetter (1973 ; 1983 ; 2000), John L. Austin (1962) institue de ce fait une certaine asymétrie entre les conditions externes (i.e., [C1], [C2], [C3] et [C4]¹⁷) et internes (i.e., [C5] et [C6]) de félicité d'un performatif. La réussite ou l'échec des actes illocutionnaires (qui rappelons-le recouvrent *in fine* les performatifs purs et impurs) dépendrait donc essentiellement de conventions langagières et sociales. Cette asymétrie pose alors différents problèmes. Elle empêche de comprendre la manière dont s'articulent les institutions sociales et les intentions des interlocuteurs (i.e., leurs états mentaux). C'est du moins ce que pense Denis Slakta (1974) pour qui la théorie de John L. Austin (1962) ne permet pas d'expliquer comment est assurée la cohésion d'ensemble entre les conventions et les intentions. Or, c'est précisément cette cohésion qui permet d'associer le dire au faire. Et il semblerait que cette cohésion soit produite par ce que John L. Austin pensait pouvoir négliger : l'interprétation.

Du point de vue de la discipline linguistique, la notion de performativité soulève de cette façon deux grands problèmes.

- [P1] Si tous les actes de langage peuvent être considérés comme des performatifs implicites et explicites, c'est qu'ils n'ont plus vraiment pour fonction de décrire la réalité. Que représentent-ils donc ?

¹⁷ C'est-à-dire, respectivement, il doit exister des procédures dont les effets sont conventionnellement reconnus, les personnes et les circonstances doivent être adaptées, l'exécution des procédures doit être correcte, l'exécution des procédures doit être intégrale.

- [P2] Comment comprendre et expliquer de manière concrète la réussite ou l'échec des actes illocutionnaires ? Comment est assurée la cohésion d'ensemble entre les conventions et les intentions ? Autrement dit, comment sont interprétés les actes de langage ?

Précisons que ces questions sont importantes du point de vue de la pragmatique linguistique. Les philosophes du langage qui ont participé à discuter et à prolonger les travaux John L. Austin les ont en effet traitées, souvent de manière implicite, mais avec beaucoup d'intérêt.

III.1.2. Les problèmes de la performativité en sociologie

Relativisme et agentivité

Par souci de symétrie, il nous semble que les problèmes de représentation et d'interprétation que pose la notion de performativité doivent être considérés par les sociologues. Et ils le méritent d'autant plus que cette notion a eu un impact considérable sur le développement de la sociologie contemporaine. C'est pourquoi nous proposons de réfléchir à la manière dont les sociologues peuvent traduire ces deux problèmes du point de vue de leur discipline. Il nous faut toutefois mentionner que les propos qui vont suivre traitent essentiellement du cas des sociologies des *STS*. Nous avons vu dans la section I.3 que ces sociologies sont au fondement de la sociologie économique nouvelle. Or, c'est ce courant qui nous intéresse ici.

Du point de vue sociologique, le premier problème que pose le concept de performativité peut être considéré comme d'ordre épistémologique. Si tout constatif est en réalité un performatif implicite, c'est que le phénomène d'illusion descriptive est la règle générale. Quelle que soit la description que l'on peut faire du monde, celle-ci est toujours un peu performative. Notons que cette conclusion fait directement écho aux travaux issus des sociologies des *STS* : c'est par exemple le cas de ceux de Bruno Latour (1993b) lorsqu'il montre que l'activité scientifique (dont la sienne) consiste à enchaîner des actions de réduction et d'amplification de l'objet observé de façon à le re-présenter¹⁸. Pour le scientifique, décrire c'est traduire et traduire c'est opérer une suite de traductions-trahisons.

¹⁸ Ajoutons que, pour Michel Callon et Bruno Latour (1997), la sociologie est clairement performative.

C'est présenter le monde autrement. Compte tenu du fait que les activités scientifiques finissent souvent par guider l'action, ces re-présentations participent alors à modifier la réalité (cf. les « *looping effects* » ; Hacking, 1995).

Par conséquent, ne serait-il pas possible de se demander à quel point la notion de performativité pourrait *in fine* participer à performer la théorie des actes de langage et l'appropriation que les sociologues s'en font ? Si ce questionnement peut apparaître incongru, il n'en reste pas moins important. Aujourd'hui, les sociologues des *STS* ne sont pas les seuls à mobiliser la théorie de John L. Austin (1962). Avec le développement des médias dit 2.0, les professionnels du marché l'utilisent aussi : partant du principe que dire c'est faire, ils travaillent à développer différents dispositifs de communication dans le but de permettre aux consommateurs de dire des choses sur leurs biens afin qu'ils puissent directement contribuer au faire faire publicitaire (Aïm & Billiet, 2015). La publicité participative sur internet est un exemple significatif. Dans le sens des critiques que certains portent à l'égard des sociologies des *STS*, il est par conséquent possible de se demander si la notion de performativité ne fait pas advenir la réalité qu'elle semble décrire. Ce faisant, ne risquons-nous pas de tomber dans le relativisme le plus profond (Brisset, 2011 ; Keucheyan, 2007) ? Pas nécessairement. Nous verrons par la suite comment, à l'aide des travaux issus de la pragmatique linguistique et des sociologies des *STS*, il existe plusieurs façons d'éviter cet écueil.

Pour le moment, nous proposons de reformuler le premier problème de la performativité comme suit.

- [P1_bis] Que représentent les théories que les concepteurs inscrivent à l'intérieur des techniques ?

Toujours d'un point de vue sociologique, le second problème de la performativité est plus empirique. Pour les sociologues des *STS*, la notion de performativité est un moyen de mettre en lumière les processus de performance technologique, c'est-à-dire la façon dont les dispositifs techniques peuvent faire advenir les représentations de leurs concepteurs dans la réalité. Nous avons en effet vu que ces dispositifs sont porteurs de programmes d'action (i.e., des scénarii d'usage) qui sont autant de prescriptions pour les utilisateurs. Pour reprendre une des idées fondamentales de Fabian Muniesa (2014), c'est ainsi que les technologies de marché provoquent l'action des acteurs économiques. Pour expliquer cette capacité d'agentivité des dispositifs techniques, certains sociologues des *STS* font référence aux travaux sur la cognition distribuée (Hutchins, 1995) et l'action située (Suchman, 1993). Plus

exactement, ils partent souvent du postulat que les techniques possèdent des affordances (Gibson, 1966 ; 1979) et qu'elles peuvent par conséquent être considérées comme des prolongements quasi-organiques de la cognition humaine. Le couplage homme-technique est compris comme indissociable : les entités humaines et non humaines sont comme confondues. Certains en concluent même que ce qui motive les actions des humains ne se situe pas dans leur tête, mais dans les objets qui leurs sont extérieurs. L'intérêt de cette approche est qu'elle permet de focaliser l'attention sur la conception des scripts que portent les techniques ; un point qui, selon nous, est fondamental. Cependant, une telle perspective pose un problème, à tout le moins instaure un certain flou, qu'il nous semble important de lever. Pour bien comprendre ce dernier, nous proposons de nous appuyer sur les travaux d'Antoine Hennion et de Cécile Méadel (2013).

Dans leur article sur la médiation publicitaire, ces auteurs proposent de répondre au questionnement suivant.

« D'où les objets tirent-ils leur pouvoir ? Qu'est-ce qui nous les fait désirer ? »
(Hennion & Méadel, 2013, p. 61).

Par le biais de ces deux questions, il s'agit de traiter du pouvoir des objets, c'est-à-dire de leur capacité à faire faire, et donc, de leur performativité. Pour ce faire, Antoine Hennion et Cécile Méadel suivent avec rigueur le grand principe de méthode des sociologies des *STS* : ils vont enquêter sur les coulisses du travail de conception. Ils dégagent de cette manière différents processus par lesquels les publicitaires se construisent des représentations des préférences des consommateurs. Ils expliquent ensuite comment ces représentations sont inscrites au sein de techniques de communication. Nous retrouvons là le travail de script conceptualisé par Madeleine Akrich (1987 ; 1989) dont nous avons parlé plus haut. Les auteurs concluent ensuite de leur enquête la chose qui suit.

« Qu'est-ce qui nous fait désirer, demandions-nous au publicitaire ? C'est d'avoir devant nous non pas une chose étrange, mais un objet qui nous contient déjà parce que nous lui avons été incorporés dès sa production par mille techniques ; et c'est de n'être nous-mêmes que l'addition des objets à travers lesquels nous nous sommes définis. Le produit comme trace des consommateurs, le consommateur comme trace des produits : la familiarité du couple a remplacé l'étrangeté de l'affrontement entre la réalité des choses et les illusions du désir » (Hennion & Méadel, 2013, p. 92).

Or, dans leur article, Antoine Hennion et Cécile Méadel ne montrent pas la manifestation concrète que prend cette fameuse familiarité entre le sujet et l'objet. À aucun moment, ils rendent compte empiriquement du couplage qui existe entre les biens et les consommateurs.

Ils mettent par contre en avant la façon dont les publicitaires inscrivent les représentations qu'ils se font des consommateurs à l'intérieur de leurs dispositifs de communication. Antoine Hennion et Cécile Méadel concluent donc des choses que leur article, sans être fautif en aucune sorte, ne montre pas puisque, sur le plan purement empirique, ce dernier ne dit rien des effets des communications publicitaires sur les consommateurs. Ces effets pourraient très bien être nuls. On ne sait pas si, véritablement, les communications publicitaires font oui ou non désirer les consommateurs. Qu'est-ce qui prouve que le couple dont parlent Antoine Hennion et Cécile Méadel n'est pas qu'une représentation que les publicitaires inscrivent dans leur communication ? Autrement dit, si ces auteurs rendent bien compte du travail que réalisent les publicitaires pour concevoir des communications qui doivent attacher des consommateurs à des biens, ils ne disent rien de leur pouvoir d'action. Par conséquent, le couplage dont parlent Antoine Hennion et Cécile Méadel ne pourrait-il pas être simplement considéré comme une représentation dont la performativité reste à démontrer ?

Nous pensons que si, même si ceci n'entache selon nous en rien la pertinence de l'enquête effectuée par les auteurs. Étudier la performativité des dispositifs marchands commence nécessairement par rendre compte de la manière dont ils sont conçus. Néanmoins, examiner la façon dont les concepteurs effectuent ce que Madeleine Akrich (1987) appelle les phases de description et d'inscription ne suffit pas à rendre concrètement compte des processus de performativité. Un tel travail constitue en effet moins une enquête sur la performativité des techniques qu'une étude sur la manière dont les performatifs que véhiculent les objets techniques sont conçus. Pour faire advenir la réalité, un performatif doit être réussi. Or, comment serait-il possible de rendre compte de ce succès sans étudier empiriquement le pouvoir prescriptif des objets techniques ? À moins de le postuler sur un plan essentiellement théorique...

Bien entendu, comme le montrent, par exemple, les travaux de Roland Canu (2007 ; 2009) qui portent également sur la performativité de la publicité, tous les sociologues des *STS* ne concluent pas leurs travaux en mettant en avant le pouvoir prescriptif d'une technique sans avoir pris soin de l'étudier empiriquement. C'est d'ailleurs également le cas de Donald MacKenzie et d'Yuval Millo (2003) dont nous avons parlé en amont et qui renseignent, eux aussi, les usages qui sont fait du modèle Black-Scholes-Merton. Il n'en reste pas moins qu'il existe encore une fois un certain flou à ce niveau. Il n'est par exemple pas rare de lire dans les articles qui portent sur la performativité des techniques que celles-ci pourraient faire advenir

la réalité par le simple fait d'exister. Un peu comme si un performatif n'avait pas même besoin d'être compris ni interprété.

« Fraenkel insiste sur un [...] point. C'est en accrochant le panneau « chien méchant » au portail d'une maison que celle-ci devient un lieu protégé. De même, c'est par l'installation d'un panneau à proximité d'un virage que celui-ci est transformé en virage dangereux [...]. Pour le dire autrement, dans ces cas, l'écrit fait l'espace, au même titre que pour G. Simmel ([1909] 1994) le pont fait les rives » (Denis & Pontille, 2010, p. 114).

L'exemple du panneau « chien méchant » est intéressant. Pour le propriétaire ou le cambrioleur, ce dernier est-il doté d'un réel pouvoir performatif ? De même, quel conducteur n'a jamais remis en question le caractère dangereux d'un virage pourtant annoncé comme tel ? En considérant, à l'instar de Georg Simmel, que le pont fait les rives, n'existerait-il pas un risque de comprendre la performativité comme une relation naturelle qui existerait entre les techniques et leurs effets ? Un peu comme dans le cas de John L. Austin (1962), ce type d'usage ne participerait-il pas à perpétuer une certaine asymétrie ? Les conditions de félicité des représentations véhiculées par les techniques sont-elles essentiellement non humaines ? En laissant transparaître l'existence d'une possible relation quasi-organique entre l'homme et la technique, certains sociologues des *STS* ne tendraient-ils pas à négliger le caractère interactionnel qui se joue dans tout processus de performance technologique ? Les relations qui associent les sujets et les objets ne sont-elles pas faites d'interactions ?

Il est toutefois difficile de blâmer les sociologues des *STS* qui tendent à faire ce type d'usage dans la mesure où l'utilisation que John L. Austin lui-même fait de la notion de performativité recouvre exactement le même problème. À la manière dont ce dernier n'accorde que peu d'attention aux interprétations que les interlocuteurs font des performatifs, certains sociologues des *STS* laissent dans l'ombre la manière dont les utilisateurs s'approprient les techniques. C'est donc dans l'objectif de lever cette obscurité que nous proposons de reformuler le deuxième problème de la performativité de la manière suivante.

- [P2_bis] La performativité du script que le concepteur écrit au sein d'une technique ne dépend-t-elle pas de la manière dont l'utilisateur se l'approprie ?

Ce questionnement nous apparaît alors d'autant plus intéressant qu'il accompagne le mouvement qui consiste, depuis plus de vingt ans, à prendre au sérieux le rôle de l'utilisateur (Akrich, 1990 ; Certeau, 1990 ; Denouël & Granjou, 2011).

Du point de vue de la pragmatique linguistique, il existe deux types de réponses aux problèmes de la représentation et de l'interprétation que pose la notion de performativité. Nous proposons de commencer par les considérer. Nous réfléchissons ensuite, à chaque fois, à la façon dont ces solutions peuvent être appréhendées du point de vue des sociologies des *STS*.

III.2. Le modèle codique et conventionnel

Autour de John R. Searle

Selon la pragmatique linguistique, le modèle codique et conventionnel du langage permet de répondre aux deux problèmes que pose la notion de performativité. Ce modèle renvoie directement aux travaux de John R. Searle (1969 ; 1979). Rappelons que ces travaux sont un des plus importants prolongements de la théorie des actes de langage de John L. Austin (1962).

III.2.1. Le modèle codique et conventionnel en linguistique

Les institutions comme solution

Pour John R. Searle (1969 ; 1979), une phrase se compose d'un acte propositionnel, c'est-à-dire de l'expression d'un contenu (e.g., dans le cas de [b] lire attentivement la section II.1.2 de ce texte), et d'un acte illocutionnaire (e.g., dans le cas de [b] conseiller). L'auteur propose alors une première solution au premier problème que pose la notion de performativité (cf. section III.1.1 ; [P1]). Selon lui, l'illocution est un moyen de représenter les intentions du locuteur. Cependant, l'auteur a une définition bien particulière des intentions. Il les considère comme des états mentaux qui représentent des états du monde. Plus exactement, les intentions sont pour John R. Searle des représentations mentales se manifestant par des croyances, des désirs ou des perceptions qui peuvent être associés à deux grands types de faits :

- les faits bruts (i.e., qui existent indépendamment de la croyance des êtres humains ; e.g., un bout de métal ou de papier) ;

- les faits institutionnels (i.e., qui n'existent pas indépendamment de la croyance des êtres humains ; e.g., la monnaie¹⁹).

Ajoutons toutefois que, dans la lignée des philosophes de l'esprit, John R. Searle n'appréhende pas les intentions comme de l'ordre d'un « je » individuel (i.e., *I-intention*). Pour lui, elles sont plutôt de l'ordre d'un « nous » collectif (i.e., *we-intention*). En outre, la capacité que les humains ont de produire des intentions collectives est pour l'auteur une faculté biologique primitive. C'est d'ailleurs cette faculté qui, selon lui, rend la coordination des êtres humains possible.

Ici, le langage est donc un moyen permettant de représenter des intentions collectives. À l'instar de ces dernières, ce moyen est un peu particulier puisque, selon John R. Searle, le langage est codique et conventionnel. Il est codique dans la mesure où il est doté d'une capacité de symbolisation. Il est conventionnel dans le sens où il permet à des groupes humains de conférer un contenu signifiant à quelque chose qui en est initialement dépourvu. En somme, le langage permet aux hommes d'assigner collectivement un statut sémantique à un fait brut. Il autorise son étiquetage. John R Searle qualifie ces assignations collectives de fonctions-statuts. Ces fonctions-statuts peuvent être présentées, de manière générique, à l'aide de la formule suivante :

- « X compte comme Y dans le contexte C ».

Par exemple, dans notre cas, nous pourrions dire que [b]²⁰ compte comme une obligation dans le contexte d'une communication scientifique.

Mais, concrètement, comment l'interlocuteur s'y prend-t-il pour reconnaître ces fonctions-statuts ? Selon John R. Searle, l'interlocuteur dispose de croyances d'arrière-plan qui jouent un rôle important puisqu'elles permettent aux hommes de comprendre automatiquement les assignations de fonctions-statuts que représente la phrase. Ce sont donc ces croyances qui permettent à l'interlocuteur de décoder le message du locuteur. Chez John R. Searle, ces croyances d'arrière-plan font écho à l'*habitus* de Pierre Bourdieu (1979) : elles constituent ces habitudes et ces dispositions qui permettent à l'être humain de se comporter comme il convient sans même avoir à y penser. Les croyances d'arrière-plan peuvent de ce fait être comprises comme la résultante d'une imposition silencieuse de fonctions-statuts réalisée au

¹⁹ Ces deux ordres que constituent les faits bruts et les faits institutionnels peuvent bien entendu se superposer : la monnaie est un bout de métal.

²⁰ Je vous conseille de lire attentivement la section II.1.2 de ce texte.

cours de la socialisation. Toutefois, pour John R. Searle (1969 ; 1979) et à la différence de Pierre Bourdieu (1979), ces habitudes et dispositions ne sont pas seulement immanentes à la pratique. Elles sont réalisées dans le cerveau des êtres humains sous la forme de capacités neurophysiologiques.

De notre point de vue, ces capacités mentales d'arrière-plan sont fondamentales puisqu'elles prennent en charge le passage de l'intentionnel à l'institutionnel. Ce sont elles qui permettent de résoudre le deuxième problème que pose la notion de performativité (cf. section III.1.1 ; [P2]). Explicitons. Grâce à ces croyances d'arrière-plan, le langage peut selon John R. Searle (1969 ; 1979) être considéré comme transparent. Toutes les intentions du locuteur peuvent être énoncées et interprétées explicitement. C'est le principe d'exprimabilité. En disant [b] nous exprimons et vous comprenez que vous devez lire attentivement la section II.1.2 de ce texte. Comme nous, ne savez-vous pas qu'il convient de lire un texte scientifique avec sérieux ? Selon John R. Searle, bien que le langage soit parfois implicite, il est toujours compris de manière explicite. Il suffit que l'interlocuteur comprenne la phrase du locuteur pour savoir quel est l'acte de langage que ce dernier accomplit dans la mesure où cet interlocuteur peut retrouver automatiquement l'extériorité du nous collectif que véhicule l'intention du locuteur. Ce point est central chez John R. Searle : l'interprétation que l'interlocuteur fait des phrases du locuteur est une activité conventionnelle de décodage. À travers la phrase, l'interlocuteur décode l'expression de sens préalablement encodée par le locuteur afin d'identifier ce qu'il souhaite communiquer.

Aussi, de façon analogue au performatif de John L. Austin (1962), l'illocution chez John R. Searle (1969 ; 1979) ne peut réussir que sous certaines conditions. Si les interlocuteurs ne respectent pas ce que l'auteur nomme les règles constitutives du jeu langagier, l'illocution a beaucoup de chance d'échouer puisque, selon l'auteur, ces règles sont à l'image de celles du jeu d'échecs : elles disent comment s'exécute le jeu dans le même temps qu'elles créent la possibilité même d'y jouer. Si nous ne respectons pas le déplacement en L du cavalier, pouvons-nous considérer que nous soyons encore en train de jouer aux échecs ? De la même manière, il suffit pour John R. Searle qu'une des règles constitutives du jeu langagier ne soit pas respectée (voire modifiée) pour que l'illocution échoue. Ces règles constitutives sont les suivantes.

- [R1] Les interlocuteurs doivent être matériellement capables de se comprendre et ils doivent parler « sérieusement ».

- [R2] L'acte propositionnel doit être défini et repérable.
- [R3] L'acte illocutionnaire doit être défini et repérable.
- [R4] Les interlocuteurs doivent partager un certain nombre de croyances d'arrière-plan.
- [R5] Le locuteur doit être sincère.
- [R6] Le locuteur doit avoir la volonté de faire reconnaître ses intentions et doit s'assurer qu'il est en mesure de se les approprier.
- [R7] Le locuteur et l'interlocuteur doivent connaître les règles de convention leur permettant respectivement d'exprimer et de comprendre leurs intentions (i.e., le code et les conventions langagiers).

Pour John R. Searle, si vous êtes arrivé à nous lire jusqu'ici, c'est que vous disposez des moyens matériels et conventionnels vous permettant de nous comprendre. Par conséquent, étant donné que les actes propositionnels et illocutionnaires de [b]²¹ sont définis, repérables, *a priori* exprimés correctement et que nous savons qu'en dépit des conventions académiques, nous pouvons nous approprier notre intention de vous faire lire attentivement la phrase [b], cette dernière ne peut que réussir. Ou alors, c'est que l'un d'entre nous n'est pas sérieusement et/ou sincèrement engagé dans la communication... Sinon, c'est que nous avons exprimé, à tort, une intention non appropriée. Qu'en pensez-vous ?

Autrement dit, pour John R. Searle, une illocution ne peut réussir qu'à la seule condition qu'elle soit acceptable sur le plan conventionnel. Il est en ce sens possible de regrouper les sept règles constitutives que nous avons exposées en amont autour des trois grands principes d'acceptabilité suivants.

- [PA1] Une illocution doit être perçue par l'interlocuteur comme structurante du point de vue des objectifs et des pratiques qu'elle permet dans le sens où elle doit être perçue comme utile, facile à comprendre et à interpréter (*cf.* [R1], [R2], [R3] et [R5]).

²¹ Je vous conseille de lire attentivement la section II.1.2 de ce texte.

- [PA2] Une illocution doit avoir des effets qui sont perçus par l'interlocuteur comme structurés et structurants dans le sens où sa félicité doit être perçue comme acceptable et utile sur le plan communicationnel (*cf.* [R4] et [R6]).
- [PA3] Une illocution doit être compatible avec les structures langagières au sens où elle ne doit pas comporter d'incohérences vis-à-vis de l'ensemble des règles constitutives du jeu langagier (*cf.* [R7]).

La théorie des actes de langage proposée par John R. Searle est incontestablement une avancée du point de vue de la pragmatique linguistique. Selon nous, elle est intéressante dans la mesure où elle est une manière de résoudre les deux problèmes que pose la notion de performativité. Elle permet de souligner comment la communication ordinaire représente un échange d'intentions qui renvoient à une extériorité collective que l'on pourrait qualifier de réalité institutionnelle. Rappelons que pour John R. Searle, cette extériorité est ontologiquement subjective (i.e., elle est causée et réalisée dans le cerveau), mais épistémiquement objective (i.e., elle ne dépend pas des points de vue isolés et des sentiments subjectifs). Et cette forme de communication, à la fois subjective et réaliste, est rendue possible par les croyances d'arrière-plan, c'est-à-dire ces sortes d'*habitus* qui sont inscrits, sous des formes neurophysiologiques, à l'intérieur des cerveaux des êtres humains. Pour John R. Searle, ce sont ces croyances d'arrière-plan qui permettent :

- au locuteur de produire des illocutions acceptables ;
- à l'interlocuteur d'interpréter ces illocutions comme il convient.

Néanmoins, cette perspective comporte des points faibles. Elle est purement codique, transparente et conventionnelle. Elle renvoie à un modèle de cognition humaine non réflexif qui pose de nombreux problèmes se manifestant aussi bien sur le plan théorique, que sur le plan empirique (Clément & Kaufmann, 1996). Par exemple, elle ne tient pas compte des capacités métacognitives des êtres humains, c'est-à-dire du fait qu'ils puissent contrôler la production et la reproduction de leurs états mentaux. La perspective de John R. Searle repose sur un modèle circulaire que l'on peut représenter par une boucle croyances d'arrière-plan/institutions qui est auto-suffisante, virtuelle et désincarnée. Elle ne permet pas de rendre compte de la capacité qu'ont les interlocuteurs à s'approprier les règles constitutives du langage. Elle néglige complètement sa dimension inférentielle et coopérative (Grice, 1975 ; 1978), c'est-à-dire la possibilité qu'ont les interlocuteurs de se représenter les états mentaux

de leur vis-à-vis au-delà de ce qu'ils expriment et de pouvoir opérer ensemble le jeu langagier en dépit de certaines règles qui le constituent.

De plus, la perspective de John R. Searle est très abstraite. Elle ne tient pas vraiment compte des aspects purement empiriques de la communication langagière. Par exemple, John R. Searle ne considère que de manière très superficielle le contexte et la situation d'énonciation (i.e., la communication non verbale, les connaissances antérieures – qui ne sont pas tout à fait la même chose que les croyances d'arrière-plan –, les énoncés précédents, ou encore, l'écologie situationnelle). Du point de vue de la pragmatique linguistique, le modèle codique et conventionnel fait problème sur le plan empirique. Par exemple, il ne permet pas de rendre compte des actes de mensonges. Réexaminons encore une fois le cas [a]²². En écrivant [a], nous savons que nous mentons. Notre intention est en effet de vous faire croire que nous avons fait une erreur afin de vous amener à vérifier le titre de la section II.1.2. Nous souhaitons de cette façon susciter votre vigilance. Or, dans la perspective codique et conventionnelle de John R. Searle, le succès de l'acte illocutionnaire (i.e., la tromperie) ne peut se réaliser que s'il est clairement et explicitement exprimé (cf. le principe d'exprimabilité et la règle de sincérité [R5]). Par conséquent, on ne voit pas trop comment l'acte illocutionnaire « vous faire croire que » pourrait réussir si, compte tenu des règles constitutives du langage, nous exprimons explicitement le fait que nous souhaitons vous tromper à travers [a]. Si l'acte illocutionnaire de mensonge est vraiment transparent et authentique, la tromperie a très peu de chance de réussir puisqu'il n'y a plus de mensonge !

Il existe bien d'autres exemples de situations de communication concrètes que le modèle codique et conventionnel de John R. Searle ne peut pas représenter. Nous ne pouvons pas les détailler ici. Il n'en reste pas moins que l'exemple exposé précédemment montre que le langage ordinaire ne peut pas être compris par le seul biais de ce modèle, même si, encore une fois, ce dernier apparaît constituer une propriété importante du jeu langagier.

²² La section II.1.2 de ce texte est intitulée « Les descriptifs et les performatifs ».

III.2.2. *Le modèle codique et conventionnel en sociologie*

Des techniques acceptables

À l’instar de la théorie des actes de langage de John L. Austin (1962), celle de John R. Searle (1969 ; 1979) a fait l’objet d’une appropriation de la part des chercheurs en SHS. Le cas de Nicolas Brisset (2011 ; 2014a ; 2014b ; 2015) est intéressant puisque c’est à partir des travaux de John R. Searle (1969 ; 1979) que ce jeune économiste critique la manière dont la sociologie économique nouvelle utilise la notion de performativité. Nous proposons donc de commencer par rendre compte de la pensée de cet auteur de la manière la plus fidèle possible afin de pouvoir ensuite en réaliser, à notre tour, une critique, certes relativement concise, mais argumentée.

Pour Nicolas Brisset (2011 ; 2014a ; 2014b ; 2015), l’usage que la sociologie économique nouvelle fait de la notion de performativité pose problème dans le sens où il ne permet pas de rendre compte des échecs des théories économiques. À l’aide d’une approche conventionnaliste bien construite sur le plan théorique, l’auteur souhaite combler ce manque. Pour ce faire, il propose de réintroduire les structures sociales qu’évacuent généralement les sociologies des *STS*. Selon nous, l’intérêt de cette proposition est qu’elle offre des éléments de réponse aux deux problèmes que pose la notion de performativité d’un point de vue sociologique (*cf.* section III.1.2 ; [P1_bis] et [P2_bis]). Afin d’explicitier cette idée, nous proposons d’exposer plus en détail les principaux arguments de l’auteur.

Selon Nicolas Brisset, le programme performatif de Michel Callon (1998) est discutable parce qu’il repose sur le projet latourien de se démarquer radicalement des sociologues du social (e.g., Pierre Bourdieu). Pour Bruno Latour (2006), il n’existe pas, en effet, de macro-entité qui structure de manière surplombante la vie en société. Selon lui, l’explication du monde social ne peut pas se faire à travers l’étude des faits sociaux qui ont traditionnellement intéressé les sociologues. Rappelons que ces faits sociaux sont classiquement définis comme :

« [Des] manière[s] de faire, fixée[s] ou non, susceptible[s] d’exercer sur l’individu une contrainte extérieure ; ou bien encore, qui [sont] générale[s] dans l’étendue d’une société donnée tout en ayant une existence propre, indépendante de ses manifestations individuelles » (Durkheim, 1895 [1988], p. 107).

Or, pour Bruno Latour (2006), de tels faits sociaux n’existent que dans la tête des sociologues. Il propose ainsi de comprendre le social d’une autre façon. Pour lui, ce ne sont

pas les institutions qui font tenir la société. C'est autre chose. Une chose qui à une existence moins idéal : ce qui fait tenir la société, selon Bruno Latour, c'est la technique. Par conséquent, l'explication du monde social doit selon lui passer par une étude approfondie des objets technologiques puisqu'en réalité, ce sont ces derniers qui garantissent la stabilisation de l'assemblage humains/non humains que compose toute communauté. Pour bien comprendre comment ils le font, il faut d'abord saisir que, pour les sociologies des *STS* :

« À partir du moment où [un] objet technique est quasiment stabilisé, il devient, par son effacement, un instrument de connaissance » (Akrich, 1987, p. 217).

En d'autres termes, pour les sociologies des *STS*, ce ne sont pas les croyances d'arrière-plan qui permettent aux êtres humains d'agir en société. Ce sont plutôt les connaissances que représentent les objets techniques. Comme nous l'avons déjà dit, les sociologues des *STS* considèrent en effet que la connaissance ne se situe pas dans les seuls cerveaux des êtres humains. Elle est distribuée dans l'écologie matérielle que compose toute situation d'action (Hutchins, 1995 ; Suchman, 1993). Ce ne sont donc pas les structures sociales qui, en tant que représentations collectivement partagées, recouvrent ces forces agissantes qui déterminent le destin des êtres humains. Ce sont les objets techniques qui, une fois stabilisés, forment autant de béquilles cognitives sur lesquelles les hommes prennent prise pour conduire leurs activités. Pour les sociologues des *STS*, ce ne sont pas les institutions qui, incorporées par la socialisation, permettent de comprendre et expliquer les manières d'agir et de penser des êtres humains (Bourdieu, 1979). Ce sont les objets techniques qui, en traduisant les représentations de leurs concepteurs sous forme de programme d'action, animent la vie en société. Nicolas Brisset (2014b) en déduit la chose suivante. D'après la sociologie économique nouvelle, la performativité des dispositifs marchands pourrait s'exercer sans faire intervenir aucune convention.

Pour l'auteur, cette sociologie négligerait par là même les avancées apportées par John R. Searle (1969 ; 1979) dans le domaine de la pragmatique linguistique puisqu'elle ferait de ce fait abstraction de la dimension codique et conventionnelle qui serait pourtant au fondement de tout processus de performativité. Selon Nicolas Brisset (2014b) et à l'instar de John R. Searle (1969 ; 1979), la félicité d'une illocution, tout comme celle d'un script, n'est pas immanente. Pour lui, et à la différence de ce que peuvent parfois laisser penser certains sociologues des *STS*, la relation entre l'homme et la technique n'est pas de l'ordre de la fusion. Les relations qu'entretiennent les entités humaines et non humaines ne sont pas quasi-organiques. Il y a, chez Nicolas Brisset (2014b), un espace pour l'interaction. Sur la scène de

la performativité, ce dernier voit un espace de jeu pour l'interprétation entre le sujet et l'objet. Cet espace, c'est celui que nous pourrions appeler, en référence aux travaux de Madeleine Akrich (1990), l'environnement d'usages, ou encore, celui de l'appropriation des techniques. Nicolas Brisset (2014b) considère alors cet espace comme primordial. Sans lui, la performativité des dispositifs marchands n'aurait, en effet, pas vraiment de raison d'échouer. C'est donc à cet espace qu'il faut s'intéresser si l'on souhaite pouvoir examiner convenablement la réussite, mais aussi les échecs, des scripts dont sont porteurs les objets techniques. De façon analogue à John R. Searle (1969 ; 1979), pour Nicolas Brisset (2014b), cet espace est fait d'un code et de conventions qui permettent de structurer la relation entre l'homme et la technique. De telle sorte que, selon lui, une technique ne peut faire advenir le réel qu'à la condition qu'elle soit appropriée par celui qui l'utilise. Pour être performative, une technique doit avant tout être acceptée.

Un peu à la manière de John R. Searle (1969 ; 1979), Nicolas Brisset (2014b) pense que la capacité des techniques à performer le réel dépend des règles constitutives, non plus du jeu langagier, mais du jeu social. Cela veut dire que c'est d'abord le social qui détermine la technique, et pas tellement l'inverse. Selon Nicolas Brisset, le programme d'action dont est porteur tout objet technique ne peut réussir que s'il fait institution : pour être heureux, ce programme doit permettre l'assignation des fonctions-statuts de John R. Searle (1969 ; 1979). C'est pour cela que les scripts des objets techniques doivent, pour Nicolas Brisset (2014b), être conformes au code et aux conventions qui structurent la société. Sinon, comment l'utilisateur pourrait-il l'interpréter au sens de John R. Searle (1969 ; 1979) ? La meilleure manière de garantir l'efficacité d'une prescription n'est-elle pas de s'assurer que celui qui y est soumis la perçoive comme légitime, voire naturelle ? Nicolas Brisset (2014b) soutient de ce fait une idée forte : celle que les théories que représentent les objets techniques ne peuvent performer le monde réel que si elles sont conformes au code et aux conventions qui structurent la société. Bien que formulée différemment, nous retrouvons cette thèse dans l'extrait ci-dessous cité.

« [P]our qu'une théorie puisse s'imposer il faut qu'elle soit acceptée par des agents [et non pas des acteurs] évoluant dans un monde dont ils n'ont pas une totale maîtrise [c'est-à-dire structuré par des forces sociales qui les dépassent : les institutions]. Les règles institutionnelles [c'est-à-dire les règles constitutive du jeu social] engendrent donc bien une pression sélective sur les théories économiques [et plus largement sur les scripts dont sont porteurs l'ensemble des techniques] » (Brisset, 2011, p. 584).

Plus précisément, un peu à la manière de John R. Searle (1969 ; 1979), Nicolas Brisset (2011) soutient qu'une technique ne peut performer le réel qu'à condition qu'elle respecte certaines règles. Ces dernières sont l'empiricité, l'autoréalisation et la compatibilité avec les règles constitutives du jeu social.

Concernant l'empiricité, l'auteur nous dit :

« Un élément théorique ne peut être performé que dans la mesure où il offre un repère aux acteurs sociaux [...]. [Il doit pouvoir] s'expliquer en termes culturels, en termes de réponse à une demande sociale correspondant à une vision du monde » (Brisset, 2014b, pp. 259-260).

« [Pour être performée, une théorie] doit pouvoir servir la production de propositions relatives au monde extérieur, [... et] un concept scientifique [ne] peut servir de guide pour l'action au sein du monde social [que] s'il donne naissance à une classification du social compréhensible par les acteurs » (Brisset, 2014b, p. 253).

Reformulons. Pour qu'une technique soit performative, il faut que l'utilisateur la perçoive comme dotée d'une utilité conventionnellement reconnue. Il faut qu'elle fonctionne comme un « repère » qui serve à quelque chose, c'est-à-dire qu'elle réponde à une demande sociale. Mais il faut également que cette utilité soit conventionnellement facile à comprendre. Il faut que la technique en question fonctionne comme un « repère » qui s'explique en des termes culturels et qui offre une vision du monde social compréhensible. En d'autres termes, d'après Nicolas Brisset, une technique ne peut être performative que si elle est perçue par l'utilisateur comme un outil à la fois utile et facile à utiliser.

L'autoréalisation renvoie quant à elle à l'efficacité empirique de la technique.

« Un facteur primordial de la réussite comme de l'échec de la performativité doit bien être son efficacité dans le sens d'une rencontre entre les buts des agents et les résultats de leurs actions » (Brisset, 2014b, pp. 254-255).

« Une théorie ne conservera son statut de convention que si elle permet aux individus de réaliser les objectifs qu'ils se sont fixés, ou du moins qu'ils le croient » (Brisset, 2014b, p. 256).

Nicolas Brisset nous dit ainsi que, pour être performative, une technique ne doit pas seulement être perçue comme utile et facile à utiliser. Elle doit aussi, dans les faits, fonctionner comme une convention dans le sens où elle doit, dans les faits, permettre l'assignation de fonctions-statuts. Ici, les objectifs des êtres humains (i.e., des agents) sont structurés, c'est-à-dire qu'ils sont orientés par les structures sociales. Par conséquent, une

technique ne peut performer le réel que si elle a, dans les faits, des effets conventionnellement attendus par ses utilisateurs, c'est-à-dire qui sont perçus comme socialement efficace.

Enfin, au sujet du critère de compatibilité, Nicolas Brisset nous dit :

« La troisième limite, directement liée au contexte culturel de production de la connaissance économique, est bien évidemment la contrainte de cohérence conventionnelle » (Brisset, 2014b, p. 260).

Car ici :

« Les acteurs sociaux naissent et vivent dans un monde conventionnel s'imposant à eux » (Brisset, 2014b, p. 258).

Aussi :

« Une théorie particulière ne deviendra une convention qu'à condition qu'elle n'entre pas en contradiction trop profonde avec d'autres conventions en place. Si, par exemple, les acteurs jugeaient le critère de Pareto profondément incompatible avec les valeurs morales de leur communauté, la mise en place d'un grand marché mimant le fonctionnement de l'équilibre général serait difficilement accepté » (Brisset, 2014b, p. 205).

Selon nous, l'intérêt des travaux de Nicolas Brisset est qu'il propose une perspective permettant aux sociologues des *STS* de s'approprier les avancées proposées par John R. Searle (1969 ; 1979) dans le domaine de la linguistique pragmatique. Cette perspective peut être exposée par le biais de trois principes d'acceptabilité susceptibles d'autoriser une meilleure compréhension des processus de performativité. Ces principes font directement écho aux sept règles constitutives du jeu langagier de John R. Searle et aux trois regroupements que nous avons proposé d'en faire.

- [PA1_bis] Une technique doit être perçue par l'utilisateur comme structurante du point de vue des objectifs et des pratiques qu'elle permet dans le sens où elle doit être perçue comme utile et facile à utiliser.
- [PA2_bis] Une technique doit avoir des effets qui sont perçus par l'utilisateur comme structurés et structurants dans le sens où elle doit avoir une efficacité qui est perçue comme acceptable et utile sur le plan social.
- [PA3_bis] Une technique doit être compatible avec les structures sociales au sens où elle ne doit pas comporter d'incohérences vis-à-vis des règles constitutives de l'ensemble du jeu social.

L'avantage de la perspective proposée par Nicolas Brisset (2011 ; 2014a ; 2014b ; 2015) est qu'elle permet de répondre aux deux problèmes que pose la notion de performativité en sociologie (*cf.* section III.1.2 ; [P1_bis] et [P2_bis]). De ce point de vue, il apparaît en effet que les scripts véhiculés par les techniques, à condition d'avoir réussi, représentent la réalité sociale, c'est-à-dire qu'ils représentent ce que John R. Searle (1969 ; 1979) appelle l'ontologie subjective épistémiquement objective qui constitue toute structure sociale. C'est, du moins, la grande hypothèse de Nicolas Brisset (2014b). En outre, toujours du point de vue de ce dernier, il ressort que la performativité d'une technique dépend de la manière dont l'utilisateur se l'approprie. À la façon dont l'interlocuteur, chez John R. Searle (1969 ; 1979), doit pouvoir interpréter l'illocution pour qu'elle réussisse, l'utilisateur doit pouvoir interpréter les prescriptions d'usages véhiculées par la technique. Et, toujours en référence à John R. Searle, cette interprétation dépend des institutions que l'utilisateur a pu incorporer tout au long de sa socialisation. D'où l'importance des trois principes d'acceptabilité présentés en amont.

De notre point de vue, l'approche conventionnelle de la performativité proposée par Nicolas Brisset (2011 ; 2014a ; 2014b ; 2015) n'apparaît pas complètement inconvenable. Elle recouvre même un certain intérêt. Il nous semble en effet qu'elle est une manière de rendre compte de la réussite ou de l'échec d'un programme d'action. Elle pourrait par exemple permettre de mieux comprendre comment ce programme peut faire l'objet de modifications afin de pouvoir améliorer sa performativité. Pour illustrer cette idée, reprenons l'histoire de Gaston dont nous avons déjà parlé. En adoptant le point de vue de Nicolas Brisset, le script que Gaston écrit dans les portes du journal de Spirou ne pourrait être accompli avec félicité que s'il apparaît convenable aux yeux de l'ensemble des usagers. Et c'est effectivement ce que semble montrer l'histoire d'André Franquin puisque, pour la mouette, la conception de Gaston n'est pas acceptable. Pourquoi ne pourrait-elle pas, elle aussi, avoir le droit de circuler librement au sein du journal ? Pour Gaston l'ami des bêtes, il est normal que la mouette soit « jalouse ». Une telle injustice n'est, pour lui non plus, pas concevable. Il est donc conduit à modifier une nouvelle fois le programme d'action écrit dans les portes en ajoutant des mouettières. Le dessin semble alors montrer que cette modification est cette fois-ci dotée d'une certaine performativité. Le script qui en est sous-jacent répond bien à la demande du chat et de la mouette qui l'acceptent très rapidement. Tous deux repèrent facilement l'utilité du dispositif et semblent accepter sans aucune résistance les effets qu'il permet (*i.e.*, stopper

les courants d'air tout en assurant leur liberté). Les illocutions traduites par les portes modifiées semblent donc réussies ! Gaston est heureux.

Toutefois, le lecteur voit bien que quelque chose ne va pas. Il comprend que, malheureusement, le programme d'action véhiculé par les portes ne performera pas longtemps. Les portes du journal de Spirou seront remises à neuf et le programme d'action que Gaston y avait écrit effacé. Ce dernier finit en effet par échouer. Prunelle n'est toujours pas satisfait. Encore une fois, il ne peut pas accepter les conceptions de l'ingénieur Gaston. À ses yeux, elles sont, comme d'habitude, inconvenables : « Ah ! Bravo ! ». Pour Prunelle, les portes du journal de Spirou ne peuvent se comporter comme des mouettières et des chatières. Cela contreviendrait trop à sa conception du travail : un bureau n'est pas un terrain de jeu pour les chats et encore moins pour les mouettes. Bref, si Gaston a des idées si drôles, c'est parce qu'elles sont aussi non conventionnelles que bienveillantes et lumineuses. Mais Prunelle, lui, ne rigole pas. Il sait qu'il n'y a que peu de place pour de telles idées dans le journal de Spirou. Il sait (du moins le croit-il) que les chatières et les mouettières ont très peu de chance d'être acceptées par les autres employés. Et, dans cette histoire, c'est Prunelle qui détient, de par son statut, l'autorité. Il représente l'institution et Gaston n'a d'autre possibilité que de s'y plier. Ce sont les règles du jeu social. Les acteurs sociaux ne naissent-ils pas et ne vivent-ils pas dans un monde conventionnel qui s'impose à eux ? Gaston s'est trompé. Il est loin d'être le plus fort et il faut bien l'accepter...

La perspective proposée par Nicolas Brisset, malgré son intérêt, pose néanmoins un certain nombre de problèmes. Pourquoi la conception de Gaston ne pourrait-elle pas finir par constituer une petite révolution dans le monde du travail ? *Google* ou *Facebook* ont bien permis le développement de techniques de management qui étaient, à leur époque (voire encore aujourd'hui), largement considérées comme inconvenables. Pour le dire autrement, comment se fait-il que certaines techniques arrivent à performer le réel sans pour autant répondre aux trois critères d'acceptabilité exposés en amont ? Par exemple, les révolutions scientifiques et les innovations de rupture sont, par définition, plutôt incompatibles avec les règles constitutives des institutions qui coexistent lors de leur développement. Sans quoi, il n'y aurait plus vraiment, ni révolution, ni rupture. De plus, il est difficile de soutenir que chaque technique répond systématiquement à la demande sociale. Certains objets de consommation ne créent-ils pas, parfois, leurs propres besoins ?

Il nous semble ainsi que, du point de vue de la pragmatique linguistique et de l'appropriation que propose d'en faire Nicolas Brisset, le modèle codique et conventionnel recouvre une forme de déterminisme social difficilement soutenable jusqu'au bout. Il renvoie à une perspective behavioriste de l'interprétation des discours et de l'appropriation des techniques dont on connaît les limites. S'il a le mérite de souligner le rôle de l'interlocuteur-utilisateur dans les processus de performativité, il lui dénie toute possibilité d'inférence, et donc, toute capacité à participer à la production du sens de ses actions. De telle sorte que les processus de performativité ne feraient jamais l'objet d'une quelconque forme de coopération dans la mesure où, ici, le locuteur-concepteur et l'interlocuteur-utilisateur sont considérés comme des agents, pas des acteurs. Ils sont agis plus qu'ils n'agissent. Ils n'ont donc pas besoin de coopérer puisque leurs actions sont déjà structurées et déterminées par les institutions sociales. Ce modèle impose de cette façon un caractère structurel extrêmement fort aux processus de performativité. Ces derniers ne pourraient en effet réussir que s'ils reproduisent des institutions qui feraient tenir, de manière surplombante, la société. De ce point de vue, les techniques qui marchent ne font jamais advenir le réel. Pas plus, d'ailleurs, qu'elles ne le provoquent (Muniesa, 2014). Elles ne font que le reproduire puisqu'elles ne peuvent que renforcer les structures sociales. À l'instar des êtres humains, les techniques ne participeraient donc pas à la production des règles constitutives du jeu social. Sinon, c'est qu'il n'y aurait plus de jeu social. N'est-ce pas ce que nous apprend le fameux exemple du jeu d'échecs dont nous avons parlé dans la section précédente et qui semble tant plaire à John R. Searle (1969 ; 1979)²³ ? Mais alors, il nous semble que nous retrouvons les questions métaphysiques qui ont toujours posé problème aux sociologues des STS. Qui ou quoi institue les règles constitutives du jeu social et du jeu langagier ? Si ce ne sont pas les entités qui constituent la société, qui produit sa dynamique ? Pour John R. Searle, cette question reste sans réponse.

« Je n'ai pas de théorie pour expliquer les causes du changement institutionnel. Je doute qu'une telle théorie puisse exister » (Searle ; cité in Monnet & Navarro, 2009, p. 246).

Nicolas Brisset (2015) va quant à lui plus loin. D'après cet auteur, il existerait des formes institutionnelles émergentes qui le conduisent cependant à quitter le cadre purement conventionnaliste du modèle du code et à accorder aux agents les capacités d'action des acteurs. Pour autant, l'auteur ne considère que de manière très éloignée et abstraite ces

²³ C'est-à-dire l'idée qu'il est impossible de jouer au jeu d'échecs sans respecter, par exemple, le déplacement en L du cavalier.

capacités. Nous verrons par la suite qu'une considération sérieuse de ces dernières implique de remettre bien plus profondément en question le modèle codique et conventionnel que ne le fait Nicolas Brisset.

Selon nous, le langage et la société sont structurés par un ensemble de règles constitutives dans la mesure où il semble difficile de nier l'existence du code et des conventions qui instituent le jeu langagier et le jeu social. Comme nous l'avons vu avec l'exemple de Gaston, ce code et ces conventions peuvent d'ailleurs apparaître comme des variables explicatives de la réussite ou de l'échec d'un programme d'action. Les règles d'acceptabilité dégagées par Nicolas Brisset (2014b) sont donc loin d'être non pertinentes. Cependant, les processus de performativité ne peuvent pas, d'après nous, être réduits à leur seule dimension codique et conventionnelle dans le sens où ils dépendent d'autres facteurs d'ordre cognitifs et interactionnels. Comment serait-il donc possible de tenir compte de ces derniers afin d'éviter de trop écraser la complexité du social ?

III.3. Le modèle inférentiel et coopératif

Autour de Paul H. Grice

Sur le plan de la pragmatique linguistique, Paul H. Grice (1975 ; 1978) propose un deuxième modèle de communication permettant de lever certaines des limites de celui de John R. Searle (1969 ; 1979). Ce modèle peut être qualifié d'inférentiel et de coopératif.

III.3.1. Le modèle inférentiel et coopératif en linguistique

Les interactions comme solution

À la différence de John R. Searle (1969 ; 1979) et de son prédécesseur John L. Austin (1962), Paul H. Grice (1975 ; 1978) ne considère pas le langage comme purement codique et conventionnel. Selon l'auteur, une telle approche tend à réduire le langage à sa seule dimension sociale. Or, bien que le langage permette incontestablement de développer et de renforcer les liens sociaux, là n'est pas sa seule finalité. Il a également une dimension cognitive que la pragmatique ne peut négliger.

« [L]e langage est probablement d'abord et avant toute chose un outil de représentation et de transmission de connaissance et d'information » (Reboul & Moeschler, 1998, p. 17).

De façon analogue à John R. Searle (1969 ; 1979), Paul H. Grice (1975 ; 1978) pense que le langage permet aux interlocuteurs de signifier l'extériorité du monde. Plus précisément, il considère que ce dernier est un outil par lequel un locuteur peut indiquer un fait naturel (e.g., « Le bout de papier est en train de brûler ») et peut signifier un fait conventionnel (e.g., « Aujourd'hui, il devient difficile de gagner son argent »). Toutefois, pour l'auteur, le langage n'est pas qu'une manière d'indiquer et de signifier l'extériorité du monde. C'est aussi une manière de représenter une intériorité plus spécifique au locuteur dans la mesure où le langage est, pour Paul H. Grice, une façon d'exprimer ce qu'il veut dire. L'auteur pointe de ce fait un élément fondamental de la communication ordinaire et que ses collègues avaient jusqu'ici laissé de côté : le langage n'est pas toujours transparent. Prenons un exemple fictif, que nous appellerons par la suite l'histoire difficile de Capucine la petite fille et d'Émile le grand-père, afin d'illustrer cette idée. En disant « Hier, tu as été magnifique ? », Émile souhaite-t-il réellement exprimer à Capucine que, la veille de son énonciation, celle-ci était très belle ? Contrairement à John R. Searle (1969 ; 1979), Capucine sait bien que non. Même si Émile lui dit cela pour imiter tous les autres grands-pères, elle a conscience qu'il lui ment et qu'il se moque d'elle. Son sourire narquois ne la trompe que rarement. Elle sait que ce dernier ne l'aime pas beaucoup et qu'il fait en réalité référence à la chute qu'elle a malencontreusement effectuée lors du spectacle de son école.

Ceci nous conduit à souligner une autre originalité du modèle inférentiel et coopératif du langage. Pour Paul H. Grice (1975 ; 1978), la communication recouvre un grand nombre de cas où les connaissances impliquées dans l'interaction verbale ne sont pas seulement de nature sociale (au sens orthodoxe du terme) dans la mesure où elles ne sont pas seulement de l'ordre des croyances d'arrière-plan de John R. Searle (1969 ; 1979).

« Si l'on vous propose du café le soir après dîner et que vous répondez « Le café m'empêche de dormir », aucun code, social ou autre, ne permet de comprendre votre réponse si l'on ne sait pas, par exemple, qu'il y a un film que vous voulez voir très tard à la télévision (votre réponse, dans ce cas est positive) ou, au contraire, que vous avez un long trajet en voiture à faire le lendemain et que vous devez vous lever très tôt et donc dormir tôt (votre réponse, dans ce cas, est négative) » (Reboul & Moeschler, 1998, p. 19).

Cet exemple montre bien que, comme nous l'avons annoncé, les conditions de félicité d'une illocution ne peuvent être expliquées par le seul moyen du modèle codique et conventionnel.

Selon Paul H. Grice (1975 ; 1978), les institutions sociales et langagières ne sont pas les seuls éléments à considérer pour comprendre l'efficacité de la communication. À la différence de John R. Searle (1969 ; 1979), l'auteur propose ainsi de porter une attention particulière au contexte et à la situation d'énonciation (i.e., à la communication non verbale, aux connaissances antérieures, aux énoncés précédents et à l'écologie situationnelle). Pour ce faire, il opère une distinction importante entre la phrase et l'énoncé. La phrase, c'est ce qui est dit. Elle est caractérisée par une structure syntaxique et une valeur sémantique. C'est une suite de mots qui ne varie pas, quel que soit le contexte. L'énoncé, c'est ce qui découle de l'acte de production de la phrase. Il a pour fonction de véhiculer ce que le locuteur souhaite plus ou moins consciemment communiquer et qui dépasse souvent ce qui est dit. Notons que la notion de ventriloquie proposée par François Cooren (2013) est d'ailleurs une bonne manière d'illustrer ce dernier point, même si elle permet de le faire dans un sens un peu différent de celui que souhaite exprimer Paul H. Grice (1975 ; 1978)²⁴. En tout cas, à la différence de la phrase, l'énoncé varie, chez Paul H. Grice, en fonction du contexte. Par exemple, la phrase [b]²⁵ peut être produite par un autre locuteur et dans une autre situation d'énonciation. Bien que la phrase [b] ne change pas, l'énoncé [b'] qui y est associé peut alors être différent. Pour reprendre les termes de François Cooren (2013), la phrase [b] peut, en fonction du contexte, faire parler des choses différentes. Si cette communication était celle d'un physicien, « la section II.1.2 de ce texte » pourrait par exemple traiter de la mécanique des fluides, et donc, constituer une façon de la ventriloquer.

Les notions d'inférence et d'implication sont donc fondamentales chez Paul H. Grice (1975 ; 1978) puisqu'elles permettent à l'interlocuteur de retrouver le vouloir dire du locuteur à partir du contexte et de la situation d'énonciation. En référence à ce que nous avons dit, si vous connaissez un peu la pragmatique linguistique et que vous nous avez lu attentivement, vous pourriez par exemple inférer qu'en disant [b], nous voulons en réalité dire :

²⁴ Rappelons que la notion de ventriloquie permet en effet d'exprimer l'idée que, dans la communication ordinaire, les humains font parler différentes entités non humaines dans le même temps que ces dernières font parler les humains. Cela veut dire que, pour François Cooren (2013) et un peu à la manière de Paul H. Grice (1975 ; 1978), le locuteur est souvent débordé par ce qu'il dit dans le sens où son énonciation véhicule des choses qui vont au-delà de sa conscience.

²⁵ Je vous conseille de lire attentivement la section II.1.2 de ce texte.

- [c] l'opposition entre constatif et performatif est importante pour pouvoir comprendre ce texte.

Autrement dit, ce que communique l'énoncé [b'] est ce qui est dit (i.e., la phrase [b]) plus ce qui est « implicite » en fonction du contexte et de la situation d'énonciation de [b] (i.e., [c]).

Pour autant, chez Paul H. Grice, le modèle inférentiel n'invalide pas le modèle codique et conventionnel du langage : la langue repose sur un code et des conventions qui permettent d'associer un sens et une expression (Sperber, 2000). Le locuteur peut encoder, au moyen d'une phrase, le sens qu'il veut communiquer afin que l'interlocuteur le décode explicitement. Mais, selon Paul H. Grice (1975 ; 1978), dans les situations de communication ordinaires, le locuteur n'encode généralement qu'une partie du sens voulu de façon à laisser à l'interlocuteur le soin de retrouver, par inférence, les informations non encodées. Autrement dit, en exprimant quelque chose, le locuteur ne fait que produire un indice du sens qu'il veut communiquer. L'interlocuteur est quant à lui en charge de rechercher le vouloir dire du locuteur en inférant ce même indice à l'aide du contexte et de la situation d'énonciation.

Par exemple, la phrase [b] n'est pas un encodage du sens [c] que nous souhaitons vous communiquer. C'est un indice linguistique complexe de ce sens voulu (Sperber, 2000). Pour Paul H. Grice (1975 ; 1978), l'interlocuteur a de ce fait un rôle actif dans le processus d'interprétation d'un acte de langage. De son point de vue, il ne s'agit plus seulement de décoder, à l'aide des règles constitutives du langage et des connaissances d'arrière-plan, l'intentionnalité collective du locuteur. Il s'agit également de retrouver, par inférence, l'intentionnalité individuelle et interactionnelle qu'il souhaite plus ou moins consciemment communiquer. C'est ainsi que, toujours à partir du contexte et de la situation d'énonciation, l'interlocuteur signifie l'intention du locuteur. Il décode le sens de l'illocution en fonction du code et des conventions qui régissent le jeu langagier. Mais aussi, et surtout, il met ce sens en perspective en fonction de l'ensemble des informations dont il dispose sur le contexte et la situation d'énonciation de façon à le changer ou le compléter. Selon Paul H. Grice, c'est précisément de cette façon que l'interlocuteur participe à la production du sens de l'illocution communiquée par le locuteur.

Ici, le langage n'est pas régi par des règles constitutives s'imposant du dehors. Les interlocuteurs sont considérés comme des êtres capables de s'approprier, de détourner, de modifier, voire de transgresser ces règles. Ils peuvent même le faire tout en prenant soin de ne

pas mettre en péril le jeu langagier. Pour Paul H. Grice, les interlocuteurs sont capables de contribuer à la (re)production de ce jeu. Par exemple, vous avez pu survoler la section II.1.2 de ce texte et transgresser par là même les règles du jeu langagier en ne respectant pas [b]²⁶. Vous avez alors pu le faire tout en prenant soin de ne pas trop le mettre en danger. Vous êtes depuis le début attentif à ce que nous écrivons. Seulement, vous aviez inféré par avance le contenu de la section II.1.2 puisque vous le connaissiez déjà. Dans ce cas, en fonction du contexte et de la situation d'énonciation, vous avez inféré l'état mental véhiculé par la section II.1.2 et ainsi décidé de ne pas vous y attarder. Néanmoins, vous saviez que cette transgression n'aurait pas un impact trop important sur le reste de la communication.

Seriez-vous donc le seul à être capable de vous représenter les états mentaux d'autrui ? Comme le soutient François Cooren (2013) dans ces travaux, les locuteurs ne seraient-ils pas, eux aussi, capables de réaliser les mêmes types de détournement que les interlocuteurs ? Autrement dit, ne serions-nous pas également en capacité de faire comme vous ? Paul H. Grice (1975 ; 1978) pense que si. De la même manière que l'interlocuteur, le locuteur peut prêter certaines intentions collectives, individuelles et/ou interactionnelles à son vis-à-vis. Étant donné que, selon l'auteur, le langage n'est pas régi par le principe d'exprimabilité, le locuteur peut chercher à tromper l'interlocuteur en lui cachant certaines de ses intentions. Il peut par exemple viser à le manipuler en faisant usage du mensonge puisqu'à la façon de l'interlocuteur, le locuteur peut transgresser les règles constitutives du jeu langagier tout en faisant bien attention de ne pas perturber son déroulement. Par exemple, en référence à la section III.2.1, nous pouvons cette fois-ci énoncer la phrase [a]²⁷ afin de vous laisser croire que nous avons fait une erreur dans le but d'attirer votre attention. Cependant, encore une fois, selon Paul H. Grice, l'interlocuteur participe, par inférence, à la production du sens de l'illocution. Ce sens peut alors évoluer dans le temps. Au début, vous avez certainement inféré [a] sans comprendre la supercherie. Vous avez d'ailleurs peut-être inféré qu'il s'agissait d'une maladresse, voire que nous n'étions pas très sérieux. Le risque était que vous mettiez fin au jeu langagier en stoppant votre lecture. Pour autant, si nous ne vous avons pas déjà perdu, après avoir lu les sections II.1.2 et III.2.1 (i.e., en fonction de l'évolution du contexte et de la situation d'énonciation), vous avez pu retrouver nos intentions (i.e., attirer votre attention, exemplifier un cas de constatif faux et un cas de mensonge) et ainsi inférer que [a] est une simple tromperie qui visait, peut-être maladroitement, une certaine pédagogie.

²⁶ Je vous conseille de lire attentivement la section II.1.2 de ce texte.

²⁷ La section II.1.2 de ce texte est intitulée « Les descriptifs et les performatifs ».

Avec John R. Searle (1969 ; 1979) et Paul H. Grice (1975 ; 1978), les interlocuteurs ont des intentions collectives qu'ils peuvent exprimer à l'aide du code et des conventions langagiers. Mais, pour Paul H. Grice (1975 ; 1978) et à la différence de John R. Searle (1969 ; 1979), les interlocuteurs ont également des intentions plus individuelles et interactionnelles qu'ils expriment rarement de manière explicite. Et ils le savent. Ils sont de ce fait généralement conduits à prêter des états mentaux à leurs vis-à-vis puisqu'ils savent que ceux-ci sont, comme eux, capables de s'approprier, de détourner, de modifier, voire de transgresser les règles constitutives du jeu langagier. De telle sorte que, d'après Paul H. Grice (1975 ; 1978), le principe d'exprimabilité est une exception du langage ordinaire. Si, selon l'auteur, l'implication peut être d'ordre conventionnelle (e.g., « Capucine, comme toutes les filles, est une sacré étourdie » veut dire que toutes les filles sont étourdies), elle est souvent d'ordre conversationnelle (e.g., « tu as été magnifique » peut vouloir dire, en fonction du contexte et de la situation d'énonciation, « tu t'es bien ridiculisée »). C'est donc par divers processus d'inférence que, selon Paul H. Grice, les interlocuteurs participent à produire le sens d'un énoncé. Cela veut dire que c'est par le biais de l'inférence qu'ils participent à l'accomplissement réussi ou non de l'illocution. Encore une fois, il ne s'agit pas, pour l'auteur, de nier que le langage est fondé sur un code et des conventions. Seulement, ce code et ces conventions sont utilisés par des êtres humains qui sont capables de se les approprier et qui sont capables de refuser de participer au jeu langagier. Ce dernier point est d'ailleurs primordial chez Paul H. Grice puisque le jeu langagier implique, selon lui, un but commun plus ou moins défini. Chacun des participants est ainsi libre de s'engager dans la communication selon des modalités qui lui conviennent en fonction de ses propres intérêts. C'est en ce sens que le langage est ici moins codique et conventionnel qu'inférentiel et coopératif.

Pour Paul H. Grice, il ne suffit pas de respecter les intentions collectives de l'interlocuteur (i.e., ses capacités de décodage) pour qu'il puisse interpréter avec félicité l'illocution. Il faut également respecter ses intentions individuelles et interactionnelles (i.e., ses capacités inférentielles) au risque qu'il refuse de coopérer. Paul H. Grice propose ainsi quatre principes de coopération qu'il nomme des maximes. Ces maximes doivent selon lui permettre de favoriser l'interprétation d'une illocution.

- [M1] Le locuteur doit donner autant d'information que nécessaire et pas plus (i.e., principe de quantité).

- [M2] Il doit répondre aux conditions de véridicité et de bien fondé (i.e., principe de qualité).
- [M3] Il doit parler à propos (i.e., principe de pertinence).
- [M4] Il doit s'exprimer clairement (i.e., principe de modalité).

En somme, selon Paul H. Grice, une illocution, pour être réussie, ne doit pas seulement être acceptable. Elle n'est pas contrainte d'implémenter la boucle croyances d'arrière-plan/institutions dont nous avons parlé en amont ; même si cette condition est, dans une certaine mesure, toujours un peu requise. Une illocution, pour être réussie, doit avant tout permettre à l'interlocuteur d'avancer dans la définition du but de l'échange langagier et, pourquoi pas, de l'atteindre. Aussi, bien que ce but fasse généralement l'objet d'une certaine structuration sur le plan conventionnel, il n'en reste pas moins toujours propre à une situation. Chez Paul H. Grice, l'illocution, pour être réussie, doit permettre d'informer l'interlocuteur en fonction du contexte sociocognitif à l'intérieur duquel elle est produite. Pour minimiser les risques d'échec de l'illocution, le locuteur doit faire en sorte que celle-ci soit facile à inférer par l'interlocuteur.

Mais alors, quelles sont les réponses que ce modèle inférentiel et coopératif du langage permet d'apporter aux problèmes que pose la notion de performativité ? À la question de la représentation (cf. section II.1.1 ; [P1]), Paul H. Grice pourrait répondre de manière quasi-identique à John R. Searle (1969 ; 1979) : les illocutions représentent les intentions du locuteur. Cependant, ces intentions ne sont pas, selon lui, seulement collectives et institutionnelles. Elles recouvrent également des dimensions individuelle et interactionnelle. Paul H. Grice (1975 ; 1978) pourrait alors répondre au problème de l'interprétation de la manière suivante. Si, une illocution, pour être comprise, doit d'abord être décodée, ce décodage ne garantit en rien sa félicité. Encore faut-il qu'elle soit correctement inférée.

III.3.2. Le modèle inférentiel et coopératif en sociologie

Des techniques utiles et faciles à utiliser

À notre connaissance, le seul auteur ayant proposé une appropriation sociologique du modèle inférentiel et coopératif de Paul H. Grice est Dan Sperber (1996). Cependant, cette

appropriation est distante et indirecte puisqu'elle est effectuée par le biais du modèle ostensif et inférentiel de la communication qu'il a développé avec sa collègue Deirdre Wilson (1989). Comme nous le verrons plus tard, ce modèle est un prolongement et une formalisation des travaux de Paul H. Grice (1975 ; 1978) du point de vue de la pragmatique linguistique. Afin de ne brûler aucune étape, nous proposons donc, pour le moment, de ne rien dire de l'anthropologie cognitive de Dan Sperber (1996). Nous nous y intéresserons au moment voulu, c'est-à-dire lorsque nous présenterons la notion de pertinence.

En outre, à notre connaissance, aucun auteur n'a entrepris de mobiliser explicitement le modèle inférentiel et coopératif de Paul H. Grice (1975 ; 1978) afin de discuter la notion de performativité telle qu'elle est utilisée par les sociologues des *STS*. Nous souhaitons donc dégager quelques premières pistes de réflexion à ce sujet. Compte tenu de l'importance de la notion d'inférence chez Paul H. Grice, il nous apparaît opportun de commencer par nous poser les questions suivantes. La sociologie n'aurait-elle pas déjà fait un usage conceptuel de la notion d'inférence ? Et, si oui, quel est-il ? La première réponse que nous pouvons apporter est que, toujours à notre connaissance, la sociologie n'a jusqu'ici que rarement mobilisé la notion d'inférence. Néanmoins, hormis Dan Sperber (1996) dont nous ne souhaitons pas parler dans cette section pour les raisons précisées plus haut, il semble qu'un des principaux chercheurs en sciences sociales à s'être réellement intéressé à cette notion soit Andrew Abbott (1988). Rappelons que, d'une manière générale, ce concept lui permet de définir les activités de travail des professionnels de santé. Pour l'auteur, ces activités comportent trois composantes fondamentales : le diagnostic, le traitement et, ce qui nous intéresse plus particulièrement ici, l'inférence. Plus exactement, selon Andrew Abbott, le diagnostic consiste à définir, c'est-à-dire catégoriser et classer, une situation problématique à partir des indices que le professionnel peut déceler. Le traitement est la manière d'agir permettant au professionnel de résoudre le problème qu'il a préalablement défini. L'inférence est ce qui prend place entre le diagnostic et le traitement. Les activités de travail réalisées par les professionnels qui intéressent Andrew Abbott font donc écho aux activités langagières qui passionnent Paul H. Grice (1975 ; 1978).

La phase de diagnostic dont parle Andrew Abbott (1988) peut en effet être comprise comme une phase de décodage. Le professionnel fait une première interprétation du problème à l'aide du code et des conventions disponibles à son sujet de façon à pouvoir le classer et le catégoriser. En référence au modèle codique et conventionnel, le problème du professionnel est donc d'abord traité selon les connaissances institutionnelles (i.e., les croyances d'arrière-

plan) dont il dispose. Selon le modèle codique et conventionnel, cette phase de diagnostic donnerait directement lieu à celle du traitement. Auquel cas, ce traitement pourrait être qualifié de conventionnel. Chez Andrew Abbott, il s'agit d'un traitement routinier. Néanmoins, pour cet auteur et dans le sens de Paul H. Grice (1975 ; 1978), le professionnel n'est pas un simple agent. Il est acteur et est par conséquent capable de donner un sens subjectif à ses actions puisque, selon Andrew Abbott (1988), le professionnel sait raisonner sur un problème. Il fait des inférences. Et, comme dans le cas de Paul H. Grice (1975 ; 1978), ces inférences peuvent être conventionnelles. Comme nous venons de le dire, Andrew Abbott (1988) parle de traitement routinier. Cependant, si l'inférence occupe une place aussi importante chez cet auteur, c'est surtout parce qu'elle permet au professionnel de traiter des problèmes singuliers selon des solutions qui ne sont pas conventionnelles. Il existe par conséquent une similitude importante entre les approches d'Andrew Abbott (1988) et de Paul H. Grice (1975 ; 1978). L'illocution, pour l'interlocuteur, comme le problème, pour le professionnel, font l'objet de processus interprétatifs difficiles à formaliser compte tenu du fait qu'ils font tous deux l'objet d'inférences qui, bien souvent, ne renvoient pas qu'à de seules connaissances institutionnelles, mais aussi à des connaissances plus proprement individuelles et interactionnelles. Andrew Abbott (1988) adresse de cette façon une critique aux concepteurs des systèmes experts (*cf.* chapitre 3) qui ressemble point par point à celle que Paul H. Grice adresse aux logiciens (1975 ; 1978).

Ceci nous conduit à aborder une autre avancée proposée par Paul H. Grice et qui apparaît tout aussi intéressante d'un point de vue sociologique. La différence qui existe entre le modèle de John R. Searle (1969 ; 1979) et celui de Paul H. Grice (1975 ; 1978) n'est en effet pas sans rappeler celle qui existe entre les courants structuraliste et interactionniste dans le domaine des sciences sociales. Car, selon Paul H. Grice (1975 ; 1978), les interlocuteurs sont capables d'avoir des états mentaux complexes (*i.e.*, des intentions collectives, mais aussi individuelles et interactionnelles), d'en attribuer à autrui, de se les représenter et d'en tirer les conséquences (*cf.* la théorie de l'esprit ; Premack & Woodruff, 1978). Le modèle inférentiel et coopératif ne fait-il pas ainsi écho avec certains principes fondamentaux de la sociologie interactionniste ? Si l'on s'intéresse au seul cas de Georges H. Mead (1934), il semble bien que la réponse soit positive. Rappelons que, pour cet auteur, les behavioristes (dont il s'est par ailleurs fortement inspiré) se trompent sur un aspect non négligeable. Les humains ne réagissent pas que par réflexes conditionnés ou, si l'on préfère, par routines incorporées. Ils peuvent provoquer en eux-mêmes les mêmes stimuli qui leurs sont donnés et les mêmes réponses que ces stimuli

provoquent en autrui. Grâce au langage, ils ont ce que l'auteur appelle une intelligence réfléchie qui se distingue de l'intelligence institutionnelle et automatique de John R. Searle (1969 ; 1979). C'est pourquoi, selon Georges H. Mead (1934), les êtres humains sont capables de raisonner et de retarder leur réponse, de choisir entre plusieurs réponses, de s'auto-stimuler et de s'auto-conditionner. Ils sont également capables de se représenter leurs actions et celles d'autrui, c'est-à-dire qu'ils sont capables de les reproduire mentalement afin de pouvoir les anticiper et ainsi élaborer différents plans d'action. Les hommes sont donc, pour Georges H. Mead, dotés de facultés métacognitives leur permettant de contrôler la production, la reproduction de leurs propres états mentaux et d'anticiper ceux de leurs congénères.

Selon le modèle inférentiel et coopératif, les interlocuteurs ne sont pas que des agents : ils sont aussi des acteurs. En tant que tels, ils ont une capacité d'agentivité puisqu'à l'instar des techniques pour les sociologies des *STS*, ils sont capables d'agir sur le monde, de l'influencer et, parfois, de le transformer. Cela veut dire qu'à la manière dont le locuteur peut agir sur l'interlocuteur en exprimant une illocution, l'interlocuteur peut agir sur l'illocution en l'inférant. Reprenons par exemple l'histoire difficile de Capucine la petite fille et d'Émile le grand-père. Si Émile dit à Capucine : « Tu es noire, tu es idiote ! », Capucine peut inférer l'implication conventionnelle « Les noirs sont idiots ». Mais elle peut aussi inférer l'implication conversationnelle « Émile est raciste. Émile est idiot » et décider de ne plus parler à Émile. Notons que nous retrouvons de cette façon une des idées les plus fondamentales de Judith Butler (1997 ; 2004) : celle que les processus de performativité ne sont pas irréfragables. À la différence du modèle codique et conventionnel, le modèle inférentiel et coopératif peut par exemple permettre de rendre compte de la manière dont les minorités subvertissent quelquefois les discours offensants. Avec le modèle inférentiel et coopératif, les minorités sont capables d'interpréter les performatifs des dominants de manière à en contrer les effets dégradants. Bien entendu, qu'Émile soit le grand-père de Capucine rend le problème conventionnellement plus prégnant. Cependant, et comme nous l'avons vu précédemment, la communication langagière ne peut que difficilement être considérée comme exclusivement conventionnelle. Selon Paul H. Grice (1975 ; 1978), le jeu langagier est un jeu dont les règles sont, au moins en partie, définies par les interlocuteurs. Ce faisant, le modèle inférentiel et coopératif permet aux sociologues de mieux comprendre comment sont produites les dynamiques institutionnelles.

Pour bien comprendre comment, le détour par la sociologie du travail apparaît une nouvelle fois heuristique. Nous avons vu plus haut que, selon Paul H. Grice, l'échange

discursif vise un but qui, même mal défini, doit être partagé. La fiction de Capucine la petite fille et d'Émile le grand-père en est une bonne illustration puisqu'elle montre que la dimension codique et conventionnelle du langage ne peut garantir, de manière systématique, la bonne interprétation de l'énoncé. C'est d'ailleurs en ce sens que, selon Paul H. Grice, une illocution a beaucoup de chance d'échouer si elle ne découle pas d'une certaine coopération. Soulignons cependant que, comme dans le cas de l'activité de travail, la coopération langagière peut être imposée. Émile le grand-père peut, de par son statut, forcer Capucine la petite fille à discuter avec lui ; ce qui ne veut pas dire qu'il pourra la forcer à inférer ce qu'il entend. L'activité langagière est une activité collective qui pourrait en ce sens être considérée comme orientée vers ce que les sociologues du travail appellent un référentiel opératif commun (Terssac & Chabaud, 1990).

- Le langage est un référentiel dans le sens où il constitue un code et des conventions permettant d'exprimer des intentions (*cf.* John R. Searle et Paul H. Grice).
- Le langage est opératif dans le sens où il permet de construire des illocutions qui ont pour objectif de servir l'action (*cf.* John L. Austin, John R. Searle et Paul H. Grice). Plus précisément, ces illocutions permettent la préparation et/ou la réalisation de l'action en coordonnant les buts et les actes des interlocuteurs (*cf.* Paul H. Grice).
- Le langage est élaboré en commun dans le sens où il implique la confrontation des représentations des interlocuteurs (*cf.* Paul H. Grice).

À la manière des interlocuteurs, les concepteurs et les utilisateurs des techniques ne sont-ils pas des acteurs ? En tout cas, c'est ce que semble représenter les dessins d'André Franquin. Retournons observer l'histoire de Gaston et lisons la à l'aide du modèle inférentiel et coopératif... L'avez-vous relu ? Ne la trouvez-vous pas moins malheureuse que nous avons pu le penser en amont ? C'est du moins ce que nous croyons car, de ce point de vue, Gaston apparaît encore moins conventionnel que ce que nous avons pu imaginer. En ajoutant des chatières et des mouettières aux portes du bureau du journal de Spirou, il semblerait en effet qu'il ait moins voulu se faire le porte-parole des droits des animaux qu'embêter Prunelle : « Chaque fois que Prunelle a voulu jouer au plus enquiquineur, j'ai trouvé un truc, et il n'a pas été le plus fort... ». Gaston aurait ainsi transgressé une des plus importantes règles constitutives du jeu social (du moins dans la sphère professionnelle) : il n'aurait pas été

sérieux avec son supérieur. Finalement, Gaston n'est peut-être pas qu'un bon philosophe des techniques. C'est aussi un excellent philosophe du langage. Il connaissait le caractère autoritaire, conventionnel de Prunelle et avait inféré, à l'avance, qu'il n'accepterait, ni les chatières, ni les mouettières. Malgré ce qu'en a toujours dit Prunelle, il connaissait également ses propres talents de bricoleur et savait qu'il construirait des chatières et des mouettières que son chat et sa mouette trouveraient à la fois très utiles et faciles à utiliser. Il savait également depuis longtemps que son chat et sa mouette aimaient bien, comme lui, la liberté. Il avait de ce fait inféré qu'en ajoutant des chatières et des mouettières, le félin et l'oiseau coopéreraient aisément à la performance du programme d'action qu'il souhaitait écrire dans les portes. Sensible aux droits des bêtes, il se disait probablement que ses deux compagnons en profiteraient au moins un temps.

Mais aussi et surtout, Gaston avait inféré que Prunelle allait être, quant à lui, enragé. Il savait qu'il ne coopérerait pas au programme d'action qu'il comptait écrire dans les portes du bureau. Ils savaient que, si Prunelle allait bien décoder les fondamentaux du script de la porte (i.e., le chat circule librement, la mouette circule librement, les courants d'air sont coupés), il en inférerait quelle chose du genre : « Toutes les portes sont esquinées ». Gaston allait toutefois prendre soin de permettre à ces fondamentaux de performer le programme d'action visé. En synthèse, il lui fallait fabriquer une conception aussi utile et facile à utiliser qu'inacceptable. Et c'est à cette seule condition qu'il allait pouvoir allègrement se moquer de Prunelle : « mais reconnaît qu'il n'y pas de courant d'air [...] sois pas de mauvaise foi : cette porte est fermée oui ou non ? » pendant que le chat et la mouette circuleraient à leur guise. Gaston ne s'est pas trompé d'un poil ! Autant dans la conception de son script que dans sa fabrication.

Le dessin montre en effet que, pour le chat et la mouette, ce dernier est parfaitement bien écrit. Il est acceptable parce qu'il permet de faire respecter leurs droits et répond à leurs attentes. Et, au regard de la situation, il est en plus très utile et facile à interpréter. La mouettière est assez grande pour permettre à l'oiseau de passer les ailes écartées. La porte de la chatière s'ouvre et se ferme très aisément. Et la mouettière et la chatière permettent au félin et à l'oiseau de circuler librement sans embêter, ni Prunelle, ni Gaston. Le chat et la mouette coopèrent ainsi très vite au programme d'action de Gaston. Plus encore, ils en profitent. Quant à Prunelle, finalement, tout le monde l'aime bien. Il n'est pas mauvais bougre. Mais il faut avouer qu'il est plus conventionnel que futé. Comme prévu, il infère de la géniale conception de Gaston que les portes sont abîmées. Comme Gaston l'avait anticipé, Prunelle est d'autant

plus embêté que les portes ainsi modifiées fonctionnent à merveille. Les animaux circulent aisément et les courants d'air sont coupés. Gaston a fait une belle conception ; pas conventionnelle, mais bien commode. Prunelle est enragé. Par conséquent, si André Franquin nous dessine un Gaston si heureux, c'est probablement moins parce que le chat et la mouette sont enfin libres que parce que le programme d'action écrit dans la porte n'était pas celui que l'on croyait. Prunelle a l'autorité, mais Gaston est malin : il est effectivement « le plus fort ».

Cette fois-ci, que nous apprend l'illustration du regretté André Franquin ? Elle nous montre qu'une technique est d'abord une solution à un problème qui, pour réussir, ne doit pas nécessairement représenter, ou du moins pas seulement, le caractère institutionnel de la réalité. Bien sûr, le programme d'action de Gaston fonctionne en partie parce que Prunelle est trop conventionnel. Il n'en reste pas moins que son succès est avant tout dû au fait que Gaston a une très bonne connaissance de la situation, que cela soit sur le plan conventionnel, individuel et interactionnel. Il se connaît, il connaît son chat, il connaît sa mouette, il connaît Prunelle (i.e., connaissances individuelles), et il connaît bien les problèmes interindividuelles que recouvre leur cohabitation au travail (i.e., connaissances interactionnelles et institutionnelles). Comme Gaston connaît également bien la technique, il n'a aucun mal à inscrire sa représentation de la situation à l'intérieur des portes du journal de Spirou.

Ce que nous apprend l'histoire de Gaston, c'est donc que, pour réussir, il ne suffit pas que le script véhiculé par une technique soit acceptable au sens où l'entend Nicolas Brisset (2014b). Il faut que les utilisateurs coopèrent. Pour le dire autrement, une technique n'a pas nécessairement, à tout le moins pas seulement, besoin de répondre à une demande sociale structurée sur le plan institutionnel. Elle n'a pas seulement besoin d'être perçue par les utilisateurs comme utile et simple à utiliser sur le plan culturel. Elle a aussi besoin d'être concrètement utile et simple à utiliser au niveau purement interactionnel. Si la porte de la chatière avait coincé ou si la mouette n'avait pu passer à travers la mouetterie les ailes écartées, il y aurait fort à parier que Prunelle n'aurait pas seulement été enragé : il aurait également bien ri d'un Gaston qui aurait encore tout raté. Selon nous, les quatre maximes de Paul H. Grice (1975 ; 1978) que nous avons exposées dans la section précédente peuvent ainsi constituer d'autres conditions de félicité à prendre en compte si l'on souhaite mieux comprendre comment le performatif véhiculé par une technique peut être amené à réussir ou à échouer. Nous proposons par conséquent de les traduire de la manière suivante.

- [M1_bis] Une technique ne doit pas être trop complexe, c'est-à-dire qu'elle ne doit pas véhiculer un script comportant plus d'actions qu'il n'en faut pour être utilisée (i.e., principe de quantité).
- [M2_bis] Une technique doit constituer une solution à un problème, c'est-à-dire qu'elle doit être utile dans le sens où elle doit permettre à l'utilisateur d'atteindre l'objectif visé (i.e., principe de qualité).
- [M3_bis] Cette solution doit être adaptée à la situation, c'est-à-dire que la technique doit pouvoir être implémentée au sein du tissu des ressources et des contraintes sociocognitives et techniques qui composent l'environnement d'usages de l'utilisateur (i.e., principe de pertinence).
- [M4_bis] Cette solution doit être facile à appliquer par l'utilisateur, c'est-à-dire qu'elle doit être facilement mobilisable en fonction des ressources et des contraintes sociocognitives et techniques que ce dernier connaît (i.e., principe de modalité).

Selon nous, le modèle inférentiel et coopératif pourrait de cette façon permettre aux sociologues de répondre au problème de la représentation et à celui de l'interprétation que pose la notion de performativité. Dans le cas du premier problème (i.e., celui de la représentation), nous pouvons dire que, d'après ce modèle, les techniques véhiculent des scripts qui expriment des solutions individuelles, interactionnelles et/ou institutionnelles à des problèmes individuels, interactionnels et/ou institutionnels. Précisons que ces problèmes et ces solutions pourraient parfois être définis selon des méthodes scientifiques ; parfois pas du tout²⁸. Dans le cas du deuxième problème que constitue l'interprétation, nous pouvons dire que, toujours d'après ce modèle, les utilisateurs interprètent ou, si l'on préfère, s'approprient une technique en fonction :

- des ressources et des contraintes institutionnelles qu'ils connaissent ;

²⁸ Par exemple, même si Jérôme Denis (2006) pointe une certaine similitude entre la performance du scientifique et celle du religieux, la manière dont le prédicateur de Philippe Gonzales (2006) performe le divin et bien différente de celle des géologues de Bruno Latour (1993b). Les méthodes de traduction de la réalité sont en effet loin d'être les mêmes dans le premier cas puisque le divin du prédicateur n'est pas, à notre connaissance et à la différence des mottes de terre des géologues, une entité observée au sens pragmatique et scientifique du terme. Pour reprendre les notions de John R. Searle (1969 ; 1979), le divin du prédicateur, *a contrario* des mottes de terre des géologues, n'est pas un fait brut auquel sont superposés différentes formes de faits institutionnels ; c'est plutôt un fait institutionnel auquel le prédicateur essaie de superposer divers types de faits bruts.

- mais aussi, et surtout, en fonction des ressources et des contraintes individuelles et interactionnelles qui caractérisent chacune des situations d'usage.

Transition. De la performativité à la pertinence

Quelques apports pragmatiques

En résumé, nous avons vu que, du point de vue de la pragmatique linguistique et, dans une certaine mesure, de celui de la sociologie, la notion de performativité pose deux grands problèmes. D'une manière générale, ces deux problèmes peuvent être exposés de la façon suivante.

- [P1] Que représentent les performatifs-scripts des locuteurs-concepteurs ?
- [P2] La félicité des performatifs-scripts des locuteurs-concepteurs ne dépend-t-elle pas de la manière dont les interlocuteurs-utilisateurs l'interprètent ?

Nous avons montré que la pragmatique linguistique a historiquement formulé deux types de réponse à ces problèmes. Nous avons également vu que ces réponses peuvent faire l'objet d'une traduction permettant leur appropriation sociologique. Plus précisément, nous avons souligné que le modèle codique et conventionnel développé par John R. Searle (1969 ; 1979) est une manière intéressante de répondre aux deux problèmes que pose la notion de performativité du point de vue de la pragmatique linguistique. Nous avons ajouté que Nicolas Brisset (2014b), en référence directe à la sociologie économique nouvelle, mobilise ce modèle codique et conventionnel pour formuler son approche conventionnaliste de la performativité des énoncés de la théorie économique. Nous avons ainsi vu que le modèle codique et conventionnel peut être approprié de façon à permettre aux sociologues de répondre aux deux problèmes que pose la notion de performativité du point de vue de leur discipline. De manière générique, le modèle codique et conventionnel permet de répondre à ces problèmes de la façon suivante.

- [S1P1] Lorsqu'ils sont réussis, les performatifs-scripts des locuteurs-concepteurs représentent des intentions collectives, c'est-à-dire des institutions de sens qui sont incorporées par la socialisation et qui permettent de structurer l'action en société.

- [S1P2] La félicité des performatifs-scripts dépend de l'interprétation qu'en font les interlocuteurs-utilisateurs dans le sens où ils doivent leur apparaître acceptables.

Nous avons ensuite souligné qu'il existe, du point de vue du modèle codique et conventionnel, trois grands principes d'acceptabilité des performatifs-scripts.

- [PA1] Un performatif-script doit être perçu par l'interlocuteur-utilisateur comme structurant du point de vue des objectifs et des pratiques qu'il permet dans le sens où il doit être perçu comme utile, facile à comprendre et à interpréter.
- [PA2] Un performatif-script doit avoir des effets qui sont perçus par l'interlocuteur-utilisateur comme structurés et structurants dans le sens où sa félicité doit être perçue comme acceptable et utile sur le plan linguistique-social.
- [PA3] Un performatif-script doit être compatible avec les structures langagières-sociales dans le sens où il ne doit pas comporter d'incohérences vis-à-vis des règles constitutives de l'ensemble du jeu langagier-social.

Nous avons alors souligné que les réponses qu'apporte le modèle codique et conventionnel aux deux problèmes que pose la notion de performativité peuvent permettre de mieux comprendre la réussite ou l'échec d'un performatif-script. Cependant, nous avons également pointé que ce modèle repose sur une approche institutionnaliste forte qui pose des problèmes analytiques importants. Les hommes et les techniques y constituent en effet des entités qui sont déterminées par les institutions d'une telle façon qu'ils n'ont tous deux pour seul horizon que les possibles que la société leur impose. Le caractère exclusivement collectif des intentions et les trois grands principes d'acceptabilité n'accordent aux hommes et à leurs techniques qu'une capacité d'agentivité très limitée. Les dynamiques institutionnelles deviennent par là même difficilement explicables. Et, quand elles le sont, ce n'est que d'une manière très marginale.

Nous avons ensuite soutenu qu'une approche institutionnaliste faible nous apparaissait plus souhaitable. Nous avons en effet affirmé qu'il semblait difficile de ne pas admettre l'existence de règles structurant le jeu langagier et le jeu social. Néanmoins, à l'aide des travaux de Paul H. Grice (1975 ; 1978), nous avons souligné que ces règles n'étaient pas immuables. Cela nous a permis de pointer l'intérêt du modèle inférentiel et coopératif pour résoudre les deux problèmes que pose par la notion de performativité. Plus exactement, nous avons vu que ce modèle peut permettre aux sociologues de répondre à ces problèmes de la manière suivante.

- [S2P1] Les performatifs-scripts des locuteurs-concepteurs représentent des intentions individuelles, interactionnelles et/ou collectives dans la mesure où ils expriment des solutions individuelles, interactionnelles et/ou institutionnelles à des problèmes qui sont eux-mêmes individuels, interactionnels et/ou institutionnels.
- [S2P2] La félicité des performatifs-scripts dépend de l'interprétation qu'en font les interlocuteurs-utilisateurs dans le sens où ils doivent concrètement être utiles et faciles à interpréter.

Puis, nous avons montré que, du point de vue du modèle inférentiel et coopératif, il est cette fois-ci possible de dégager quatre maximes permettant de comprendre et d'expliquer l'échec ou la réussite des performatifs-scripts.

- [M1] Un performatif-script ne doit pas être trop complexe, c'est-à-dire qu'il ne doit pas comporter plus d'informations qu'il n'en faut pour être interprété par l'interlocuteur-utilisateur (i.e., principe de quantité).
- [M2] Un performatif-script doit être utile dans le sens où il doit permettre à l'interlocuteur-utilisateur d'atteindre un objectif langagier-social (i.e., principe de qualité).
- [M3] Un performatif-script doit être adapté à la situation, c'est-à-dire qu'il doit pouvoir être approprié au sein du tissu des ressources et des contraintes sociocognitives et techniques qui composent l'environnement d'usages de l'interlocuteur-utilisateur (i.e., principe de pertinence).
- [M4] Un performatif-script doit être facile à interpréter par l'interlocuteur-utilisateur, c'est-à-dire qu'il doit être facilement mobilisable en fonction de l'objectif langagier-social de l'interlocuteur-utilisateur, des ressources, des contraintes sociocognitives et techniques que ce dernier connaît (i.e., principe de modalité).

Nous avons finalement pointé qu'avec le modèle inférentiel et coopératif, les performatifs, pour réussir, ne sont pas contraints de représenter des structures sociales qui s'imposeraient de l'extérieur. En effet, si ces dernières sont à la base du jeu social et du jeu langagier, nous avons vu qu'avec le modèle inférentiel et coopératif, les locuteurs-concepteurs et les interlocuteurs-utilisateurs sont capables de se les approprier. Au cours de leurs interactions, ils

sont autant capables de reproduire que de produire le jeu langagier et le jeu social. Selon cette perspective, les hommes et les techniques ont donc une agentivité. Le locuteur-concepteur conçoit des performatifs qui peuvent faire advenir le monde sans pour autant le reproduire. L'interlocuteur-utilisateur peut alors participer à ce processus, non pas en décodant le sens de ces performatifs par convention, mais en inférant leur signification par coopération. À la différence du modèle codique et conventionnel, dans le modèle inférentiel et coopératif, la félicité d'un performatif ne dépend pas seulement de son caractère acceptable. Elle dépend également de son utilité et de son interprétabilité, c'est-à-dire de ce que Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989) proposent de formaliser à travers leur notion de pertinence.

IV. La pertinence des dispositifs marchands

Une sociologie cognitive du marché

Nous proposons maintenant d'examiner comment les travaux que Dan Sperber et Deirdre Wilson ont réalisés dans le domaine de la pragmatique linguistique peuvent faire l'objet d'une appropriation sociologique. Nous verrons que cette appropriation peut être largement facilitée si l'on tient compte du fait que la théorie de la pertinence est au cœur de l'anthropologie cognitive de Dan Sperber (1996). Nous soutiendrons que cette anthropologie cognitive peut être transposée au cas du marché de façon à autoriser le développement d'une sociologie cognitive de l'économie susceptible de constituer un prolongement pertinent des sociologies des *STS*. Nous pensons plus exactement qu'en autorisant l'association des sociologies des *STS* qui s'intéressent à la performativité des techniques et celles qui étudient leurs usages, cette sociologie cognitive pourrait être une contribution modeste, mais réelle, au développement de la sociologie économique nouvelle.

IV.1. La pertinence en linguistique

Autour de Dan Sperber et de Deirdre Wilson

La théorie de la pertinence de Dan Sperber et de Deirdre Wilson (1989) est souvent présentée comme un prolongement et une formalisation des travaux de Paul H. Grice (1975 ; 1978). Nous souhaitons toutefois souligner qu'à la différence de ces travaux, cette théorie

relève moins du domaine de la philosophie que de celui de l'anthropologie. Ceci n'est pas surprenant puisque Dan Sperber est une des plus importantes figures de l'anthropologie contemporaine. Cependant, un peu à la manière de la sociologie de Bruno Latour (2006), l'anthropologie de Dan Sperber (1996) n'est pas une anthropologie classique. Elle est un peu particulière. Comme nous l'avons dit plus haut, c'est une anthropologie cognitive. Étant donné que Deirdre Wilson est une des plus grandes spécialistes de la linguistique, il est possible de considérer la théorie de la pertinence comme issue d'une anthropologie cognitive du langage. C'est même cette caractéristique qui la distingue des différentes théories des actes de langage qu'ont développées John L. Austin (1962), John R. Searle (1969 ; 1979) ou Paul H. Grice (1975 ; 1978). Pour certains, cette distinction est primordiale puisqu'en daignant considérer la dimension cognitive du langage, Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989) ne feraient plus vraiment œuvre de pragmatique, mais plutôt de psychologie.

« Le résultat est que les auteurs déplacent la théorie de la communication de la pragmatique vers la psychologie cognitive » (Quéré, 1990, p. 111).

Nous comprenons qu'aux yeux de Louis Quéré, la théorie de la pertinence pose des problèmes importants. Elle est à la base d'une perspective matérialiste qui, un peu à la façon de celle de Bruno Latour (2006), implique une forte remise en question des sciences sociales orthodoxes. Comme Bruno Latour, Dan Sperber (1996) propose une représentation du social qui est largement influencée par la sociologie de Gabriel Tarde (1999 [1895]). Son anthropologie cognitive recouvre en ce sens une conception plate de la société. Pour Dan Sperber (1996), il n'y a pas de chose sociale qui détermine de l'extérieur le comportement des acteurs. Il n'y a pas d'ordres supérieurs qui travaillent à stabiliser la société. Un peu à la manière des sociologues des *STS*, le social est, chez Dan Sperber, une composition d'entités cognitives humaines et non humaines qui sont tissées les unes aux autres de façon à constituer ce que l'auteur appelle des chaînes de causalité qui font tenir la société²⁹. Du point de vue de Dan Sperber, la communication n'est pas le produit exclusif de déterminismes sociaux. Et c'est précisément ici que résiderait, selon Louis Quéré (1991), le fond du problème car, pour lui, ces déterminismes sont fondamentaux. À l'instar de John R. Searle (1969 ; 1979), il pense que, durant la communication :

« [Les interlocuteurs] mobilisent leur savoir de sens commun des structures sociales et honorent leurs attentes normatives réciproques d'arrière-plan, relatives aux opérations, socialement organisées, qu'ils font les uns par rapport aux autres, aux définitions de l'ordre des choses qu'ils considèrent comme légitimes, aux

²⁹ Nous reviendrons en détail sur ce dernier point un peu plus loin.

cadres normatifs d'activité qu'ils sont supposés prendre comme base d'inférence et d'action » (Quéré, 1991, p. 89).

Il est ainsi aisé de comprendre que, pour Louis Quéré, Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989) suivent une voix qui n'est pas très recommandable. Ils s'égareront trop de l'orthodoxie des sciences sociales. Ce n'est d'ailleurs pas tout à fait faux puisque les auteurs ne cherchent pas spécialement à montrer que la communication est déterminée par des structures sociales. Pour eux, la communication est avant tout une interpsychologie (Tarde, 1999 [1895]) qui peut aussi bien reproduire que produire du social. Peut-on pour autant affirmer que la théorie de la pertinence n'est pas l'œuvre d'une vraie pragmatique ? Surtout si l'on considère que les spécialistes de la linguistique eux-mêmes s'accordent pour dire le contraire... Selon nous, Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989) font bien œuvre de pragmatique. Mais cette dernière n'est pas classique. Elle est contemporaine, c'est-à-dire qu'elle se démarque un peu de la philosophie du langage de ses fondateurs. Et cette originalité est principalement due au fait que les auteurs tiennent compte des aspects cognitifs de la communication.

Quoi qu'il en soit, il devrait selon nous être possible d'aborder le problème de manière moins normative et plus compréhensive. Nous proposons en ce sens le questionnement suivant. Pourquoi Dan Sperber et Deirdre Wilson considèrent-ils que leur théorie de la pertinence est une théorie de pragmatique linguistique ? Parce que, selon eux, il ne faut pas confondre pragmatique linguistique et sociologie constructiviste. De leur point de vue, la pragmatique linguistique n'a pas pour vocation de comprendre comment la communication est construite socialement. À tout le moins, là n'est pas son objectif premier. Pour Dan Sperber et Deirdre Wilson, la pragmatique linguistique a d'abord pour finalité de comprendre ce qui institue la communication, c'est-à-dire ce qui permet son instauration, ce qui la compose d'un point de vue écologique. Pour les auteurs, la pragmatique linguistique n'a donc pas à postuler, *a priori*, que la communication est le substrat d'un social déjà là. Cela ne veut pas dire qu'ils pensent que la communication pourrait être réduite à sa dimension cognitive. Selon eux, il est clair qu'elle est inmanquablement faite d'une composante sociale. Comment pourrait-elle exister sans qu'il n'y ait au moins deux interlocuteurs et un environnement ? Pour Dan Sperber et Deirdre Wilson, ces interlocuteurs et cet environnement comportent évidemment une dimension sociale. Mais ils sont également constitués d'une dimension cognitive qui est tout aussi non négligeable. Selon Dan Sperber et Deirdre Wilson, lors d'une communication, les interlocuteurs ne font pas que « mobiliser leur savoir de sens commun ». Ils ne cherchent pas qu'à honorer « leurs attentes normatives réciproques d'arrière-plan » qui

seraient déterminées par des opérations « socialement organisées ». La communication n'est pas qu'une manière d'échanger des visions sur « l'ordre des choses » qui seraient considérées « comme légitimes » en référence à des cadres normatifs qui constitueraient des bases « d'inférence et d'action ». En référence aux travaux de Paul H. Grice (1975 ; 1978), pour Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989), la communication est une relation sociale. Cependant, cette relation implique selon eux une dimension cognitive qui n'en n'est pas moins importante. Après tout, pourquoi serait-il si facile d'admettre qu'une communication ne peut exister qu'au sein d'un cadre social et aussi difficile d'accepter qu'elle ne peut pas non plus exister sans échange et sans traitement d'informations ? Pour Dan Sperber et Deirdre Wilson, les frontières entre le social et le cognitif sont embrouillées dans la mesure où le social ne peut exister sans qu'il n'y ait échange et traitement d'informations.

IV.1.1. Le modèle ostensif et inférentiel

La cognition comme solution

Nous avons dit que la théorie de la pertinence peut être considérée comme une continuité et comme une formalisation du modèle inférentiel et coopératif de Paul H. Grice (1975 ; 1978). Au premier problème que pose la notion de performativité, Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989) pourraient ainsi répondre un peu de la même manière que ce dernier, c'est-à-dire que les performatifs représentent des intentions individuelles, interactionnelles et institutionnelles. Cependant, pour eux, ces intentions peuvent être plus simplement comprises comme des pensées qui sont *in fine* des computations mentales des informations composant l'environnement cognitif interne et externe des hommes qui les produisent. Pour Dan Sperber et Deirdre Wilson, une pensée est en ce sens toujours bien plus riche que l'énoncé linguistique qui la représente. À la suite de Paul H. Grice (1975 ; 1978), ces auteurs considèrent qu'une illocution n'est qu'un indice permettant de traduire la pensée du locuteur. Selon eux, la communication (verbale ou non) est donc une technique permettant de représenter le phénomène qu'est la pensée du locuteur : c'est une manière, pour le locuteur, de rendre public ce qu'il a dans son cerveau.

« En rédigeant ce livre nous n'avons pas littéralement mis nos pensées sur du papier. Ce que nous avons mis sur le papier, ce sont de petites marques noires, dont vous avez en ce moment une copie sous les yeux. Quant à nos pensées, elles sont restées là où elles ont toujours été : dans nos cerveaux » (Sperber & Wilson, 1989, p. 11).

Notons que, pour Dan Sperber et Deirdre Wilson, la pensée est elle-même une manière particulière de traduire la réalité. Elle n'est pas ce qui « est » effectivement. Elle représente des façons spécifiques d'appréhender le monde. Une pensée ne traduit donc pas seulement ce que le locuteur considère pour vrai, mais aussi ce qu'il considère comme plausible. Autrement dit, une pensée recouvre chez Dan Sperber et Deirdre Wilson un ensemble plus ou moins grand d'hypothèses qui sont de deux ordres. Le premier regroupe l'ensemble des hypothèses que le locuteur a à l'esprit. Le second compose celui des hypothèses que le locuteur produit, par inférence, à partir des hypothèses du premier ordre.

Pour Dan Sperber et Deirdre Wilson, l'interlocuteur n'est pas très différent du locuteur. Il est également capable de produire des pensées. Et c'est précisément cette capacité qui lui permet de retraduire la pensée du locuteur à partir de la représentation publique que constitue l'illocution. Chez Dan Sperber et Deirdre Wilson, les pensées du locuteur et celles de l'interlocuteur jouent par conséquent un rôle important dans la communication. En représentant leurs environnements cognitifs interne et externe, elles en forment le contexte. Dans le sens de Paul H. Grice (1975 ; 1978), ce contexte est composé de l'ensemble des hypothèses que chaque interlocuteur fait sur la pensée de son vis-à-vis. Pour Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989), la communication peut de ce fait être comprise comme un travail inférentiel qui permet aux interlocuteurs de formuler ou d'interpréter correctement une illocution. Illustrons cette idée à l'aide de notre histoire difficile de Capucine la petite fille et d'Émile le grand-père. Rappelons-nous, dans cette fiction, Émile le grand-père a dit à Capucine « Tu es noire, tu es idiote ! ». Essayons alors de comprendre ce qui a pu motiver la production d'un tel performatif. Comment Émile peut-il exprimer une telle ânerie à sa petite fille de huit ans ? Parce qu'il sait que Capucine ne supporte pas ce type de réflexion. Il sait qu'elle va ainsi se plaindre à son père, Samuel, qu'Émile ne supporte pas. Émile sait que sa réflexion, en arrivant aux oreilles de Samuel, va profondément l'énerver. Et son illocution est en ce sens correctement formulée. Elle représente bien ce que Capucine et Samuel pensent. Bien heureusement, Capucine est plus maline que son grand-père. Elle sait qu'Émile sait qu'elle ne supporte pas ce type de réflexion. Elle sait qu'il souhaite, en la formulant, qu'elle arrive aux oreilles de Samuel. Aussi, comme elle sait qu'Émile prend autant de plaisir à faire enrager Samuel qu'il déteste que ses réflexions n'aboutissent pas aux effets qu'il attend, elle en infère que c'est lui, l'idiot : elle lui jette un regard froid, ignore sa réflexion et va jouer un peu plus loin. L'interprétation de Capucine est alors merveilleusement correcte. Émile se retrouve seul avec sa bêtise, ce qui le fait bouillir de colère et amuse beaucoup Capucine.

Comme Paul H. Grice (1975 ; 1978), Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989) considèrent la communication comme inférentielle : les interlocuteurs sont capables de produire des pensées, de se représenter celles d'Autrui et d'en tirer des conséquences. Néanmoins, pour Dan Sperber et Deirdre Wilson, la communication n'est pas seulement inférentielle. Elle est également ostensive dans le sens où, lorsque le locuteur communique avec l'interlocuteur, il a toujours une intention d'information (i.e., apporter à l'interlocuteur une information donnée) et une intention de communication (i.e., faire connaître à l'interlocuteur son intention d'information). Par exemple, lorsqu'Émile attrape énergiquement Capucine par la main pour la regarder droit dans les yeux en fronçant les sourcils, il lui fait connaître son intention de communication. Capucine comprend que son grand-père va encore être désagréable avec elle. En lui disant, « Tu es noire, tu es idiote ! », il lui fait connaître son intention d'information. Capucine comprend que son grand-père veut l'informer sur le fait que, comme les autres « noirs », il ne l'aime pas beaucoup. De même, lorsque Capucine regarde froidement son grand-père avant d'aller jouer, elle lui fait connaître son intention de communication, à savoir qu'elle n'a rien à lui dire. Par là même, elle lui fait également connaître son intention d'information. En se taisant et en le regardant froidement, elle l'informe sur le fait qu'elle a saisi ses pensées, mais qu'elle ne rentrera pas dans son jeu. Chez Dan Sperber et Deirdre Wilson, la communication ostensive et inférentielle existe donc lorsqu'une personne fait connaître à une autre son intention de lui soumettre une ou plusieurs informations. Par conséquent, ce type de communication n'est pas propre au langage. La communication non verbale est une forme de communication ostensive-inférentielle.

IV.1.2. Le principe de pertinence

Une perspective centrée interlocuteur

Dan Sperber et Deirdre Wilson pourraient également répondre au deuxième problème que pose la notion de performativité d'une manière assez proche de celle de Paul H. Grice (1975 ; 1978). Les auteurs s'appuient effectivement sur les quatre maximes que ce dernier a développées pour élaborer leur principe de pertinence. Ce principe en constitue cependant une traduction à la fois plus synthétique, plus ouverte et mieux formalisée.

Du point de vue de Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989), les maximes de Paul H. Grice (1975 ; 1978) reposent sur un principe de coopération qui est trop fort. Les auteurs soulignent

à juste titre que, si une communication implique nécessairement de partager un objectif commun, ce dernier est bien souvent très souple et variable. Il se réduit même, quelquefois, au seul fait de partager la communication. En outre, pour Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989), seul la maxime de pertinence proposée par Paul H. Grice (1975 ; 1978) est au fondement de la communication. Ils reprennent alors cette seule maxime afin de développer leur principe de pertinence. De manière succincte, ce principe peut être présenté comme suit :

- dans tout acte de communication, l'interlocuteur attend un certain niveau de pertinence de la part du locuteur.

Reprenons l'exemple de l'énoncé [a]³⁰. Lorsque vous l'avez lu pour la première fois et si vous avez perçu l'erreur, vous vous êtes sûrement posé la question de sa pertinence. Une fois que vous avez compris que [a] est un constatif faux, sa pertinence a dû vous apparaître un peu plus prégnante. Nous précisons « un peu » car vous vous êtes peut-être demandé pourquoi [a] correspondait à un constatif faux. En tout cas, en prenant connaissance des sections II.1.2 et III.2.1, vous avez pu comprendre que nous avons fait en sorte que [a] soit un constatif faux parce que :

- d'une part, à travers [a], nous souhaitons attirer votre attention ;
- d'autre part, [a] nous permet d'illustrer un cas de mensonge et de montrer les limites et les avantages des approches de John R. Searle (1969 ; 1979) et de Paul H. Grice (1975 ; 1978).

Au moment même où vous lisez cette phrase, il est possible que vous considériez [a] comme pertinente parce que :

- d'une part, vous avez compris qu'elle permet d'illustrer différents cas de figures de façon à faciliter la lecture et la mémorisation des théories pragmatiques (et c'est notre intention d'information) ;
- d'autre part, vous avez compris qu'elle permet de faire cela de façon progressive (et c'est notre intention de communication).

Ajoutons que, pour Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989), le principe de pertinence n'est pas normatif. Le locuteur n'est pas tenu de le respecter. C'est un principe centré sur l'interlocuteur dans la mesure où c'est un principe d'interprétation qui permet à l'interlocuteur

³⁰ La section II.1.2 de ce texte est intitulée « Les descriptifs et les performatifs ».

de comprendre un énoncé. Il est ainsi associé aux notions d'effort et d'effet cognitif puisque, pour inférer un acte de communication, l'interlocuteur doit nécessairement produire un raisonnement. En fonction de la structure de l'énoncé, du contexte, de la situation d'énonciation et des connaissances encyclopédiques de l'interlocuteur, ce raisonnement demande un effort plus ou moins grand. Le résultat de cet effort (i.e., l'effet cognitif qui y est associé) est lui aussi plus ou moins important. Dan Sperber et Deirdre Wilson dégagent ainsi trois grands types d'effets cognitifs :

- l'acquisition d'une nouvelle information ;
- le changement de la force de conviction ;
- l'éradication d'une croyance.

Le principe de pertinence peut alors être exposé comme suit : moins une information est difficile à traiter [C.], plus elle est nouvelle et intéressante [U₊] et plus elle est pertinente [P₊]. De façon plus formalisée :

- P est d'autant plus grand que le ratio de C sur U tend vers 0.

Soit :

$$P = \frac{C}{U}$$

Reprenons l'exemple de [a]³¹. Si vous n'êtes pas familier avec la pragmatique linguistique et que notre développement vous est apparu plutôt obscur, il est possible que [a], en tant qu'exemple, vous ait demandé un effort de traitement conséquent pour entraîner un effet cognitif relativement faible (i.e., vous n'avez pas compris les implications de l'exemple [a]). Auquel cas, [a] n'est pas très pertinent. À l'inverse, si vous êtes familier avec la pragmatique linguistique et que notre développement vous est apparu plutôt clair, il est cette fois-ci probable que [a] ne vous ait demandé qu'un effort de traitement relativement faible sans pour autant entraîner un effet cognitif important (i.e., vous connaissiez déjà les implications de l'exemple [a]). Dans ce cas aussi, [a] n'est pas très pertinent. Entre ces deux extrêmes, il est possible que [a] ait entraîné un effet cognitif notable en rapport au coût de traitement qu'il vous a demandé (i.e., vous avez découvert et compris certaines implications de l'exemple [a]). Auquel cas, [a] vous apporte une information nouvelle et/ou il change votre

³¹ La section II.1.2 de ce texte est intitulée « Les descriptifs et les performatifs ».

force de conviction et/ou il permet d'éradiquer une de vos croyances. Cette fois-ci, [a] est pertinent. Notons que, dans ce cas, [a] a de forte chance d'avoir été accomplie avec félicité. En attirant votre attention, cette illocution vous aura permis de nous lire avec concentration et ainsi de mieux comprendre et mémoriser les différentes théories de la pragmatique linguistique.

IV.2. La pertinence en sociologie

Des techniques comme représentations publiques

Lorsque nous avons présenté le modèle inférentiel et coopératif de Paul H. Grice (1975 ; 1978), nous avons dit que Dan Sperber (1996) était, à notre connaissance, un des seuls chercheurs en sciences sociales à en avoir proposé une appropriation. Nous avons toutefois souligné que cette appropriation n'était qu'indirecte puisqu'elle était réalisée par le biais de la théorie de la pertinence. Nous allons voir que cette appropriation peut être aisément déplacée au domaine de la sociologie économique nouvelle étant donné qu'elle est fortement influencée par les travaux de Gabriel Tarde (Tarde, 1999 [1895]) et qu'elle fait ainsi écho aux sociologies des *STS*. Du point de vue de l'anthropologie cognitive de Dan Sperber (1996), les techniques peuvent en effet être comprises comme des représentations publiques qui participent activement à ce que l'auteur appelle la contagion des idées.

IV.2.1. L'épidémiologie des représentations

Des chaînes causales cognitives

Rappelons que Dan Sperber (1996) est, avec Bruno Latour (2006), un des chercheurs qui a le plus largement contribué à réhabiliter et à développer la sociologie de Gabriel Tarde. Nous avons en ce sens vu en amont que, pour Dan Sperber (1996), le monde social n'est pas une chose qui existe indépendamment des entités qui le composent. De son point de vue, la culture n'a pas cette autonomie que leur prêtent les sciences sociales orthodoxes. Cela veut dire que, pour Dan Sperber, le monde social peut être saisi sans faire appel à de quelconques structures. Pour ce faire, il propose de développer un programme qu'il qualifie, probablement un peu par provocation, de naturaliste. Ainsi nommé, ce programme ne pouvait en effet que produire de fortes résistances dans le champ des sciences sociales et, plus particulièrement,

dans celui de la sociologie. Selon nous, cette réaction est tout à fait compréhensible puisque, nous-mêmes, nous nous sommes au départ plusieurs fois demandé si, à travers son programme, Dan Sperber ne prônait pas une nouvelle sociobiologie. Notons que ce type de raccourci aurait toutefois pu nous permettre de nous remémorer quelques souvenirs du passé. De tels questionnements n'avaient-ils pas déjà été formulés, à tort, à l'égard de Gabriel Tarde (Latour & Lépinay, 2008) ? Mais peu importe. De *prime abord*, les résistances, parfois très fortes, des sociologues vis-à-vis du programme naturaliste de Dan Sperber (1996) apparaissent compréhensibles. Dans une certaine mesure, peut-être même, sont-elles saines. Les traumatisantes approches des anthropologues classiques et qui relevaient du darwinisme social (e.g., Francis Galton) n'étaient-elles pas, elles aussi, qualifiées de naturalistes ? Aussi, les critiques des sociologues vis-à-vis de l'anthropologie cognitive de Dan Sperber prouveraient que ces derniers n'auraient pas oublié ces dérives. Et c'est plutôt heureux. Nous comprenons donc qu'à chaud, le programme de Dan Sperber puisse un peu choquer. Toutefois, il ne faudrait pas croire que Dan Sperber ait une connaissance partielle de l'histoire de l'anthropologie. Lui non plus n'a pas oublié les travaux quelque peu conservateurs et ethnocentrés des chercheurs qui ont fondé sa discipline. Il a une conscience très aigüe des dérives naturalistes qui ont pu exister dans le domaine de l'anthropologie. Car son programme n'a évidemment rien à voir avec celui de Francis Galton. Il ne consiste pas à faire de ce que l'on appelle généralement les sociétés traditionnelles et des hommes qui les composent des êtres inférieurs qui se trouveraient au vestige de l'humanité. Dan Sperber a bien conscience des dangers du darwinisme social. Dans son ouvrage *La contagion des idées*, il soutient ainsi, à maintes reprises, que le biologique ne peut expliquer qu'un versant marginal de la culture. De plus, même lorsqu'il développe l'idée d'une base biologique du social, son objectif n'est pas de naturaliser une certaine hiérarchie de cultures. C'est même plutôt l'inverse : en le faisant, il cherche à tester l'hypothèse que toutes les cultures reposent sur des fondements qui sont les mêmes pour l'ensemble des êtres humains. En d'autres termes, lorsque Dan Sperber s'intéresse à la biologie, c'est pour comprendre à quel point les êtres humains sont, en tant qu'êtres biologiques, préparés ou non à vivre en communauté. Est-ce vraiment cela faire de la sociobiologie ? De notre point de vue, il nous semble que non. C'est plutôt être curieux (Cochoy, 2011a) : finalement, n'est-ce pas une manière d'aller explorer un monde interdit où il serait possible de penser l'articulation entre le biologique et le social ? Le projet de recherche de Dan Sperber (1996) est-il donc vraiment si irrationnel ? D'un point de vue sociologique, il nous semble pourtant assez facile de comprendre qu'une âme aventurière ne trouve rien de plus excitant que d'aller explorer les mystères que cachent les interdits. Bref, il

ne faut pas s'y tromper. L'ambition de Dan Sperber n'est pas naturaliste au sens des anthropologues classiques qui ont été influencés par l'eugénisme de Francis Galton. Elle est naturaliste dans la mesure où elle se situe dans la lignée d'une tradition moniste et matérialiste que l'on retrouve, par exemple, chez des philosophes comme Karl Marx ou Friedrich Engels.

« Historiquement, l'ambition naturaliste dans les sciences sociales a été d'abord une ambition moniste et matérialiste, chez Marx et Engels par exemple. Il s'agit d'une vision selon laquelle il n'y a pas une causalité ontologiquement différente dans la nature et dans la société. Comme on ne sait plus très bien ce qu'est la matière, « naturalisme » convient plutôt mieux pour exprimer ce projet d'une unification de notre compréhension du monde » (Sperber, Coubray & Schmitt, 2011, p. en ligne).

Le naturalisme de Dan Sperber est un matérialisme au sens large du terme dans la mesure où, pour l'auteur, tout est matière. À l'instar de Bruno Latour (1991), Dan Sperber (1996) pense qu'il n'y a pas, effectivement, de grand partage entre la nature et la société. Les deux sont soumises aux mêmes causalités ontologiques. Le projet naturaliste de Dan Sperber est donc loin d'être une nouvelle forme de darwinisme social. Il recouvre par contre une véritable motivation à dégager les bases d'un programme de recherche permettant de penser la constitution des formes culturelles d'un point de vue purement matériel, c'est-à-dire sans faire intervenir aucune force sociale supérieure qui existerait indépendamment des entités humaines et non humaines qui composent la société.

« [Ce projet consiste à] développer des modèles explicatifs matériellement plausibles de la distribution des représentations telles que les classifications populaires, mythes, formes artistiques, rituels, règles légales... » (Sperber, 1996, p. 41).

Dans *La Contagion des Idées*, Dan Sperber cherche à comprendre la diffusion des représentations comme des phénomènes physiques. Pour ce faire, il dégage deux grands types de représentations. Le premier est celui des pensées dont nous avons parlé en amont. Dan Sperber les appelle des représentations mentales. Il considère alors que ces représentations ont des existences physiques dans le sens où elles sont réalisées par les systèmes cognitifs que composent les cerveaux des êtres intelligents : elles sont la résultante de l'activité du réseau de neurone que les animaux (dont l'homme fait partie) ont dans la tête. Le second type est celui des représentations publiques. Ces dernières forment cette fois-ci l'ensemble des techniques qui permettent de représenter des pensées. C'est par exemple le cas d'un message verbal ou non, d'un signe, voire, comme nous le verrons par la suite, d'un objet. Ces

représentations publiques sont par définition physiques puisqu'elles ont une existence matérielle qui est extérieure aux êtres qui communiquent.

Pour Dan Sperber, les représentations se diffusent par le biais de divers procédés de communication. Dans une certaine mesure, ces procédés recouvrent l'imitation de Gabriel Tarde ([1895] 2001), c'est-à-dire :

« [l']action à distance d'un esprit sur un autre, et d'une action qui consiste dans une reproduction quasi photographique d'un cliché cérébral par la plaque sensible d'un autre cerveau [...]. J'entends par imitation toute empreinte de photographie inter-spirituelle, pour ainsi dire qu'elle soit voulue ou non, passive ou active. Si l'on observe que, partout où il y a un rapport social quelconque entre deux êtres vivants, il y a imitation en ce sens (soit de l'un par l'autre, soit d'autres par les deux, comme, par exemple, quand on cause avec quelqu'un en parlant la même langue, en tirant de nouvelles épreuves verbales de très anciens clichés), on m'accordera qu'un sociologue était autorisé à mettre en vedette cette notion » (Tarde, [1895] 2001, p. 11).

Néanmoins, en référence à la théorie de la pertinence, la diffusion d'une représentation mentale n'est, pour Dan Sperber (1996), jamais une pure imitation au sens de Gabriel Tarde ([1895] 2001). Comme nous l'avons vu en amont, le contenu des pensées humaines est, selon lui, souvent trop complexe pour être reproduit à l'identique du cerveau d'un homme à celui d'un autre. C'est précisément pourquoi, chez Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989), il n'y a pas une seule manière d'inférer un sens à partir d'une même illocution. Du point de vue de l'interlocuteur, il n'y a pas qu'une seule façon de se représenter, à partir de ce que le locuteur exprime, la pensée que son illocution désigne. Par exemple, il serait assez surprenant que vous tiriez du texte que vous avez sous les yeux exactement les mêmes inférences que ses autres lecteurs. Pour Dan Sperber (1996), la diffusion des représentations n'est donc jamais une « reproduction quasi photographique d'un cliché cérébral ». Il s'agit plutôt d'une traduction. Pour reprendre les termes de Bruno Latour (1993b), nous pourrions dire que, pour Dan Sperber (1996), le programme d'action que véhicule un objet technique est une réduction de la pensée de son concepteur. Cette réduction fait ensuite l'objet, de la part de l'utilisateur, d'un processus d'amplification qui permet alors à l'utilisateur d'inférer le vouloir dire, ou plutôt, le vouloir prescrire du concepteur. Par conséquent, en référence aux travaux de Gabriel Tarde ([1895] 2001), la diffusion des représentations est, pour Dan Sperber (1996), toujours de l'ordre de l'invention. Rappelons en effet que, selon Gabriel Tarde ([1895] 2001), l'invention est comprise dans un sens large. Elle n'aboutit pas toujours à de grandes découvertes. C'est aussi quelque chose de très ordinaire. Celui qui ne cherche pourtant qu'à imiter peut ainsi, à son insu, bien souvent faire preuve d'invention.

« À bien plus juste titre on pourrait me reprocher d'avoir étendu outre mesure le sens du mot invention. Il est certain que j'ai prêté ce nom à toutes les initiatives individuelles, non seulement sans tenir compte de leur degré de conscience – car souvent l'individu innove à son insu, et à vrai dire, le plus imitateur des hommes est novateur par quelque côté – mais encore sans avoir égard le moins du monde au plus ou moins de difficulté et de mérite de l'innovation. Ce n'est pas que je méconnaisse l'importance de ce dernier point de vue, et telles inventions sont si faciles à concevoir qu'on peut admettre qu'elles se sont présentées d'elles-mêmes presque partout, sans nul emprunt, dans les sociétés primitives, et que l'accident de leur apparition ici ou là pour la première fois importe assez peu. D'autres découvertes, au contraire, sont tellement ardues que l'heureuse rencontre d'un génie qui les atteint peut être regardée comme une chance singulière entre toutes et d'une importance majeure. Eh bien, malgré tout, je crois qu'ici même j'ai eu raison de faire à la langue commune une violence légère en qualifiant inventions ou découvertes les innovations les plus simples, d'autant mieux que les plus aisées ne sont pas toujours les moins fécondes, ni les plus malaisées les moins inutiles » (Tarde, [1895] 2001, p. 11).

En somme, nous pourrions considérer que, pour Dan Sperber (1996), la diffusion des représentations renvoie à des processus d'imitation-innovation qui participeraient, de façon tendancielle, à la (re)production des représentations mentales et publiques au sein de collectifs plus ou moins étendus. Selon Dan Sperber, une institution n'est donc pas la manifestation d'un social autonome et surplombant que seul le sociologue serait capable de découvrir. C'est un réseau de chaînes causales cognitives, c'est-à-dire une association stabilisée d'un nombre souvent important de représentations mentales et de représentations publiques. Par conséquent, bien que Dan Sperber ne se soit, à notre connaissance, jamais vraiment intéressé à l'économie, son épidémiologie des représentations pourrait bien faire écho à la psychologie économique de Gabriel Tarde.

« Suivez les [imitations-]innovations depuis les mailles tricotées dans le cerveau des individus – cerveau lui-même conçu, nous l'avons vu, comme une foule de neurones ; analysez par quels canaux elles se répandent ; documentez les conflits qu'elles suscitent lorsqu'elles entrent en lutte avec les [imitations-]innovations précédemment répétées ; observez comment elles finissent par se combiner, s'empiler et s'ajuster, et vous aurez toute l'économie, qu'il s'agisse de nouvelles convictions religieuses, de nouvelles plantes, de nouveaux codes juridiques, de chemins de fer, d'outils financiers ou d'opinions politiques » (Latour & Lépinay, 2008, p. 20).

IV.2.2. La cognition, la technique et le social

L'information au cœur du collectif

Que ce soit pour le pire ou le meilleur, l'anthropologie de Dan Sperber (1996) est une anthropologie matérialiste où la cognition occupe une place centrale. Pour lui, la cognition n'est toutefois pas comprise dans un sens orthodoxe. Elle est incarnée, située et distribuée.

« On a reproché à la psychologie cognitive « classique » cette façon étroite d'envisager les processus cognitifs. Comme les critiques l'ont souligné, la cognition réelle est incarnée, située et distribuée. Ces objections me semblent essentiellement justifiées, même si elles n'ont pas le caractère dirimant que leur prêtent souvent ceux qui les formulent. La cognition est incarnée : tout le corps, et pas seulement le cerveau, joue un rôle dans les processus cognitifs. C'est un truisme bien sûr, mais dont les conséquences commencent seulement à être systématiquement explorées. La cognition est située : les situations où elle opère, en particulier les situations sociales, structurent et guident les processus cognitifs. Cela est particulièrement évident dans les situations d'enseignement et d'apprentissage, et vaut pour toutes les situations, sociales ou non. La cognition est distribuée : de nombreux processus cognitifs sont réalisés non par un individu seul, mais par un réseau qui implique typiquement d'autres individus et des artefacts. La cognition est-elle dans le cerveau, dans le corps, dans la situation ou dans le réseau ? Dans tous ces lieux et d'autres encore » (Sperber, 2007, pp. 3-4).

Aussi, selon Dan Sperber, tous les processus sociaux sont des processus cognitifs. Pourquoi ? Parce qu'ils consistent toujours à établir des rapports de contenus entre les acteurs engagés dans le processus en question et leurs états mentaux. Tous les processus sociaux impliquent donc une certaine contagion d'idée : chez Dan Sperber, un phénomène social ne peut exister sans qu'il y ait diffusion de représentations mentales par le biais de représentations publiques. Attention : il ne faut pas pour autant comprendre que, pour l'auteur, le social pourrait se réduire au cognitif. Là n'est pas son argument. Il pense par contre que tout phénomène social implique nécessairement du cognitif ; ce qui semble plutôt raisonnable. Comment une interaction sociale pourrait-elle exister sans transmission et sans traitement d'informations ?

« Toute interaction sociale comporte une action des uns sur l'esprit des autres. Il n'est pas nécessaire que cette action sur les esprits soit l'objet principal de l'interaction – il peut s'agir de biens, d'espace, de nourriture, de sexe, etc. – mais toute action, si elle n'est en aucune façon sociale, implique une telle dimension cognitive. Les CCC [i.e., les chaînes causales cognitives] ne se limitent pas aux processus mentaux d'un individu avec ses inputs et ses outputs environnementaux. Elles peuvent s'étendre d'un individu à l'autre et, prenant des

formes plus complexes à travers tout un réseau social. Il s'agit bien alors de CCC sociales. Un groupe humain est parcouru en tous sens par un flux complexe d'information. Ce flux déplace et transforme de bien des façons non seulement des informations mais aussi des personnes et des choses. J'insiste cependant : il peut y avoir des interactions sociales sans manipulation ni transfert de bien, sans déplacement de personnes, sans sexe et sans nourriture, mais il n'y a pas d'interaction sociale sans transmission d'information, et, à l'inverse, à chaque fois qu'une information est transmise, il y a interaction sociale. Le flux de l'information à travers les individus et les groupes n'est pas toujours intentionnel, ni même conscient, loin de là. Nous transmettons de l'information par le biais de comportements dont le but est tout autre. Même lorsque nous communiquons intentionnellement, nous transmettons plus et moins que ce que nous voulions transmettre. La plupart des processus cognitifs sont inconscients, et même les processus dit conscients ne le sont que partiellement. Ce que je propose n'est donc pas une version cognitive de plus de l'individualisme méthodologique. Les chaînes causales à la fois cognitives et sociales dont je parle sont typiquement infra-individuelles (ou pour employer l'expression de Daniel Dennett, subpersonnelles – cf. Dennett, 1969) et trans-individuelles – et ici ma perspective et celle de Bruno Latour convergent, comme en témoigne notre intérêt partagé pour l'œuvre de Gabriel Tarde » (Sperber, 2007, pp. 5-6).

Cette citation va dans le sens de ce que nous avons dit plus haut : pour Dan Sperber, la frontière entre le cognitif et le social est brouillée, ou plutôt, les interactions entre le domaine de la cognition et celui du social sont très fortes. Car, selon lui, à chaque fois qu'il existe une interaction sociale, il y a un échange d'information ; et, inversement. Pour l'auteur, la vie sociale nécessite en effet que les entités qui la composent soient en relation et qu'elles opèrent de ce fait différentes activités de diffusion et de traitement d'informations. Et, bien souvent, ces activités de diffusion et de traitement d'informations sont réalisées par le biais de la communication. Selon Dan Sperber (1996), la théorie de la pertinence occupe alors un rôle central dans les processus de composition et de décomposition des entités sociales ou, si l'on préfère, des chaînes causales cognitives sociales, puisqu'elle permet de décrire et comprendre la production et l'interprétation de représentations publiques. Cependant, comme nous l'avons vu en amont, le langage n'est qu'une technique de communication parmi d'autres. Dominique Boullier (2002) a bien montré que toutes les techniques sont des façons de véhiculer des représentations mentales : tous les objets sont communicants. À l'instar des illocutions, ils peuvent donc, en eux-mêmes, être compris comme des représentations publiques. N'avons-nous pas précisé plus haut que, pour Dan Sperber (1996), les représentations publiques sont l'ensemble des artefacts qui ont un pouvoir causal sur les représentations mentales ? Or, rappelons-nous, pour Madeleine Akrich (1987), une fois stabilisés, les objets techniques fonctionnent comme des instruments de connaissance. Par conséquent, ne serait-il pas possible de comprendre leur performativité selon la définition qui suit ?

« La communication [i.e., l'ensemble des techniques qui permettent la diffusion des représentations publiques] est un processus à la fois cognitif – il établit des rapports de contenu – et social – il met en jeu des relations entre individus – avec deux composantes : l'expression publique du communicateur [i.e., du concepteur] et l'interprétation du récepteur [i.e., de l'utilisateur]. L'interprétation utilise comme input l'output du processus d'expression. Le processus vise à établir une étroite correspondance entre le sens voulu [cf. le script] par le communicateur [i.e., le concepteur] et l'interprétation du récepteur [i.e., de l'utilisateur]. La communication [i.e., l'ensemble des techniques qui permettent la diffusion des représentations publiques] elle-même n'est qu'un composant de processus plus complexes à la fois sociaux et cognitifs. Ainsi, lorsqu'un individu [ou un groupe d'individus] demande[nt] à un autre d'accomplir une certaine action, qu'il s'agisse d'un ordre ou d'une requête [ou d'une prescription d'usage], l'intention du premier se réalise par le biais de l'action du second » (Sperber, 2007, pp. 4-5).

Selon nous, la théorie de la pertinence peut faire l'objet d'une appropriation par la sociologie économique nouvelle. Étant donné qu'elle est une continuité et une formalisation du modèle de Paul H. Grice (1975 ; 1978), cette appropriation comporte des implications à peu près similaires à celles que nous avons soulevées dans la section III.3.2. La théorie de la pertinence pourrait de cette façon permettre de répondre au premier problème que pose la notion de performativité du point de vue de la sociologie de la manière suivante. Le script que le concepteur inscrit dans une technique est une façon d'exprimer au public une représentation mentale qui est elle-même associée à d'autres représentations mentales et publiques. Ces représentations composent souvent une ou plusieurs chaînes causales cognitives sociales plus ou moins grandes. Nous retrouvons donc, dans les grandes lignes, l'idée d'intention individuelle, interactionnelle et collective. Seulement, pour Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989), ces intentions doivent être comprises d'un point de vue strictement matérialiste. En référence à l'histoire de notre bien aimé Gaston, les conceptions que sont les chatières et les mouettières représentent ses pensées, c'est-à-dire les computations particulières que Gaston réalise à partir :

- des hypothèses qui composent les représentations mentales qu'il se fait de son chat, de sa mouette, de Prunelle et des portes du bureau de journal de Spirou ;
- des représentations publiques que constituent, le miaulement du chat, le cri de la mouette, les remarques de Prunelle et le fonctionnement des portes du bureau.

Finalement, cette manière de voir les choses est-elle vraiment si éloignée de celle que propose généralement les sociologues des *STS* ? Ne pourrions-nous donc pas considérer qu'une bonne partie des travaux portant sur la performativité des techniques ont pour objectif

de mettre en lumière les chaînes causales cognitives sociales que recouvre tout dispositif ? Il nous semble que si.

En outre, le modèle ostensif et inférentiel pourrait permettre de répondre au deuxième problème que pose la notion de performativité comme suit. La félicité d'un script dépend de la manière dont l'utilisateur se l'approprie. Du point de vue de la pragmatique linguistique, une telle perspective n'a donc rien de vraiment original sur le fond. Néanmoins, Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989) ont le mérite de la formaliser et de la rendre clairement explicite. Ainsi, en référence aux travaux de Dan Sperber (2007), nous pourrions affirmer qu'un performatif ne peut réussir qu'à la seule condition que « l'intention du premier » (i.e., du locuteur-concepteur) « se réalise par le biais de l'action du second » (i.e., de l'interlocuteur-utilisateur). Autrement dit, si, pour Dan Sperber, la cognition est incarnée, située et distribuée, elle n'en reste pas moins une production qui est toujours un peu réalisée par les cerveaux des humains. Si une telle affirmation peut apparaître comme un truisme, il serait pour autant maladroit de la prendre de trop haut. Elle possède en effet des implications linguistiques et sociologiques importantes puisqu'elle sous-tend l'idée qu'il ne suffit pas que des performatifs soient exprimés publiquement pour qu'ils fassent advenir les visions de ceux qui les produisent. Pour que ces visions puissent exister socialement, il faut qu'elles soient interprétées. Plus encore, il faut que ces interprétations soient correctes, c'est-à-dire qu'elles concordent avec ces mêmes visions. En résumé, du point de vu du modèle ostensif et inférentiel, un script ne peut faire advenir la réalité que sous deux grandes conditions :

- d'abord, il faut que l'utilisateur retrouve (au moins en partie) la pensée ou, si l'on préfère, la représentation mentale du concepteur ;
- ensuite, il faut que l'utilisateur accorde sa propre pensée avec celle du concepteur.

Ainsi, il nous semble que la théorie de la pertinence peut faire l'objet d'une appropriation par les sociologues économistes qui serait susceptible de les aider à mieux comprendre les phénomènes de performativité des dispositifs marchands.

IV.3. La pertinence en sociologie économique

Mieux comprendre la performativité

Quels sont donc les apports de la théorie de la pertinence du point de vue de la sociologie économique ? Pour répondre à cette question, nous proposons de revenir brièvement sur l'ensemble de notre développement.

IV.3.1. Performativité et pertinence des dispositifs marchands

Une proposition de redéfinition

Récapitulons. Pour John L. Austin (1962), la félicité d'un performatif dépend essentiellement des cadres institutionnels à l'intérieur desquels le locuteur prononce la phrase. Selon l'auteur, il suffit que ce dernier respecte les procédures et les conventions sociales pour que ce qu'il dise fasse advenir la réalité. Pour reprendre l'exemple de l'histoire difficile de Capucine la petite fille et d'Émile le grand père, c'est ainsi que ce dernier fait exister la fillette comme une enfant peu intelligente en lui disant « Tu n'as rien compris, tu n'es vraiment pas très futée ! » devant l'ensemble de ses cousins et cousines, peu importe ce qu'ils en pensent. Comme si les mots, une fois associés à la force des institutions, assureraient mécaniquement la production du réel sans qu'il n'y ait la moindre résistance : puisqu'Émile le grand-père l'a déclaré, l'ensemble des petits cousins et cousines voient Capucine comme une fille pas très maline. En tant que garant de l'institution familiale, Émile le grand-père la fait advenir comme telle.

Comme nous l'avons vu en amont, l'appropriation que certaines sociologies des *STS* font de la notion de performativité tend parfois à reproduire cette sorte d'association mécanique entre performatif et réalité. Seulement, lorsque c'est le cas, ce ne sont pas tellement les mots qui, en vertu des institutions, produisent le réel. Ce sont les scripts écrits à l'intérieur des techniques qui font advenir la réalité selon les mécanismes de la cognition située et distribuée. Quelques auteurs laissent ainsi entendre, à tout le moins dans certaines de leurs formulations, que tout se passe comme s'il suffisait que la technique soit conçue pour qu'elle instaure le réel. Or, que serait la performativité de la conception de Gaston si son chat et sa mouette n'avaient pu, pour on ne sait quelle raison, faire usage de la chatière et de la mouettière ? De

même, pourrions-nous vraiment considérer comme réussi le programme d'action que Gaston inscrit dans les portes du journal de Spirou si Prunelle n'avait pas daigné le considérer ? Aussi, nous avons cherché à clarifier ce flou que certains sociologues des *STS* reproduisent à travers les usages qu'ils font de la notion de performativité dans la mesure où même les auteurs les plus fondamentaux du domaine le laisse parfois subsister. C'est par exemple le cas de Fabian Muniesa et Michel Callon (2008) lorsqu'ils expriment l'idée qui suit.

« Nous pouvons être amenés à nous comporter de manière néoclassique dans un marché sans pour autant croire à la doctrine économique néoclassique, ni à aucune doctrine économique quelle qu'elle soit : il suffit que l'architecture du marché nous y oblige ! Dans le cas du marché au cadran de Fontaines-en-Sologne analysé par Marie-France Garcia (1986), le dispositif de vente aux enchères, dont l'architecture savamment conçue a été directement inspirée des critères de perfection marchande de la microéconomie néoclassique, transforme de fond en comble les comportements marchands sans que les producteurs de fraises Solognots qui y participent ne se mettent soudainement à croire à la théorie économique » (2008, pp. 6-7).

Les auteurs ont raison de souligner que les utilisateurs d'une technologie n'ont pas besoin de connaître dans le détail les représentations que recouvre sa conception. En référence aux travaux de Dan Sperber et de Deirdre Wilson (1989), un script n'est qu'un indice de la pensée du concepteur. L'utilisateur n'est pas tenu de retracer, par inférence, la totalité de cette pensée, ce qui est d'ailleurs généralement impossible. Il n'en reste pas moins que l'utilisateur doit nécessairement retrouver une partie du vouloir prescrire du concepteur pour pouvoir l'interpréter. C'est pourquoi, dans le sens de ce que nous avons dit jusqu'ici, afin de bien comprendre les processus de performativité, il apparaît central de saisir les modalités par lesquelles sont opérées ces interprétations. Si le dispositif de vente aux enchères étudié par Marie-France Garcia (1986) transforme de fond en comble les comportements des marchands, c'est que ces derniers jouent un rôle dans le processus de performativité de la doctrine néoclassique. Non ? Tous ceux qui ont fait un peu de théâtre savent qu'une modification (même assez infime) de la mise en scène implique une nouvelle interprétation de la part des acteurs. La question est donc la suivante. Quel est le rôle des utilisateurs dans la performativité de ce fameux dispositif ? En d'autres termes, comment le changement de mise en scène que constitue son instauration est interprété ? Notons que Fabian Muniesa et Michel Callon (2008) ont peut-être raison. Il est tout à fait possible que le marché au cadran oblige les acteurs économiques à se comporter de telle et telle façon. Mais alors, comment s'instaure cette obligation ? Ces acteurs y résistent-ils ou non ? Comment ? Quelle est la perception qu'ils se font de ce dispositif et de son fonctionnement ? Acceptent-ils d'en faire usage parce

qu'il le trouve légitime ? Le dispositif fait-il tout simplement autorité ? N'est-il pas doté d'une certaine utilité ? Et puis, finalement, facilite-t-il ou complique-t-il les activités des acteurs qui l'utilisent ?

Si nous avons souhaité mettre en lumière cette obscurité qui peut parfois exister à l'endroit des processus de performativité, c'est parce qu'elle ne fait pas seulement problème du point de vue de la sociologie, mais aussi, et surtout, du point de vue de la pragmatique linguistique. C'est d'ailleurs en ce sens que nous avons cherché à rendre compte de la manière dont cette dernière a pu développer différents éléments de réponse au problème que pose l'interprétation des performatifs afin de pouvoir dégager quelques pistes de réflexion sur la façon dont les sociologues peuvent se les approprier. Notre objectif était alors de proposer ce que nous pourrions appeler, à la suite des travaux Susan L. Star et James R. Griesemer (1989), des concepts-frontières qui permettent d'associer l'univers des sociologies des *STS* qui portent sur la performativité des techniques et celui des sociologies des *STS* qui portent sur leurs usages.

Nous avons en ce sens vu que John R. Searle (1969 ; 1979) propose différentes solutions au problème que soulève l'interprétation des performatifs. Pour lui et à la différence de John L. Austin (1962), la réussite d'une illocution dépend de son interprétation. John R. Searle (1969 ; 1979) souhaite cependant s'inscrire dans la droite ligne des travaux de John L. Austin (1962). Il développe pour cela un modèle d'interprétation qui rend possible cette sorte d'association mécanique entre le dire, les institutions et le faire. Selon John R. Searle (1969 ; 1979), l'interprétation est entièrement conditionnée par des structures sociales qui prennent la forme de configurations neuronales particulières. Nous avons ainsi souligné que cette représentation purement codique et conventionnelle du langage a fait l'objet d'une appropriation sociologique qui n'apparaît pas totalement dénuée de pertinence puisqu'elle permet de soutenir l'idée que la réussite ou l'échec d'un performatif dépend de son acceptabilité. Dans le modèle codique et conventionnel, le script écrit à l'intérieur d'une technique doit répondre aux attentes normatives de l'utilisateur (i.e., elle doit être perçue comme utile, facilement utilisable et doit répondre à une demande sociale) et ne doit pas être incompatible avec les structures de la société (i.e., les autres institutions qui règlent le jeu social). Toutefois, nous avons également souligné que le principe d'acceptabilité qui est sous-jacent à ce modèle pose, en lui-même, d'importants problèmes. Il implique une certaine inertie et une vision très abstraite de la société.

Nous avons ensuite présenté le modèle inférentiel et coopératif de Paul H. Grice (1975 ; 1978). Pour cet auteur aussi, une illocution ne peut réussir sans que l'interlocuteur l'interprète. Mais cette interprétation n'est pas considérée comme entièrement conditionnée par les institutions. Elle dépend également d'un ensemble de ressources et de contraintes plus cognitives qui se jouent aux niveaux individuel et interactionnel. Nous avons alors proposé quelques pistes de réflexion sur la manière dont ce modèle inférentiel et coopératif peut faire l'objet d'une appropriation sociologique. Après quoi, nous avons vu que ce modèle peut permettre aux sociologues de mieux comprendre comment la réussite d'un programme d'action dépend de sa simplicité et de son utilité. Puis nous avons vu que la théorie de la pertinence est une continuité et une formalisation des travaux de Paul H. Grice. Pour Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989), la félicité d'une illocution dépend effectivement du coût qu'implique son traitement et de l'effet cognitif qui y est associé, c'est-à-dire de sa pertinence.

Nous avons ensuite montré que l'anthropologie cognitive de Dan Sperber (1996) peut aider les sociologues à s'approprier la notion de pertinence. Nous avons en ce sens pointé que, pour l'auteur, tout artefact véhiculant un message peut être considéré comme une représentation publique qui recouvre tout une chaîne causale cognitive sociale, c'est-à-dire une association particulière de représentations mentales et d'autres représentations publiques. Nous avons ainsi soutenu que, pour bien comprendre la performativité d'un dispositif technique, il est nécessaire de retracer cette chaîne causale cognitive sociale. Pour ce faire, nous avons vu qu'il peut être intéressant de chercher à dégager le travail inférentiel qui est à l'origine de sa conception. Nous avons ensuite souligné que la sociologie économique nouvelle sait très bien réaliser cette tâche. Toutefois, mettre au jour ce travail inférentiel ne suffit pas à démontrer la performativité d'une technique. C'est avant tout une manière de rendre compte de la conception de l'expression publique que véhicule toute technique car la force illocutoire d'une telle expression n'est pas quelque chose qui existe en soi. Le pouvoir de prescription d'une technique dépend de la façon dont ses utilisateurs l'interprète. En référence aux travaux de Dan Sperber et de Deirdre Wilson (1989), il serait ainsi possible d'affirmer que la performativité d'un dispositif marchand dépend de sa pertinence.

Il nous semble cependant que la définition que ces auteurs proposent de cette notion comporte un manque. Si nous partageons sans aucune retenue l'idée que les institutions peuvent être comprises comme des chaînes causales cognitives sociales, nous pensons que la théorie de la pertinence ne permet pas de considérer correctement le rôle que ces chaînes

peuvent parfois jouer. Dans le sens des travaux de John R. Searle (1969 ; 1979) et de ceux de Nicolas Brisset (2011 ; 2014a ; 2014b ; 2015), il nous semble en effet que le caractère acceptable d'une illocution ou d'un script peut, dans certain cas, jouer un rôle primordial dans sa réussite ou son échec. Pourquoi l'acceptabilité ne pourrait-elle donc pas être considérée comme une dimension à part entière du concept de pertinence ? Car c'est de cette seule façon qu'il deviendrait possible d'expliquer comment une illocution ou un script complexe et pas très utile puisse toutefois être doté d'une certaine performativité. Nous proposons donc de redéfinir ce qu'est une illocution ou un script pertinent de la façon suivante. Une illocution ou un script pertinent est une illocution ou un script qui est à la fois facile à interpréter [C.], utile [U₊] et acceptable [A₊]. De façon plus formalisée :

- P est d'autant plus grand que le ratio de C sur U sur A tend vers 0.

Soit :

$$P = \frac{C}{\bar{U}/A}$$

En somme, le concept de pertinence peut selon nous être compris à travers trois dimensions qui font écho aux travaux des ergonomes (Tricot, Plégat-Soutjis, Camps, Amiel, Lutz & Morcillo, 2003) puisqu'elles renvoient à ce que ces derniers appellent l'utilité, l'utilisabilité et l'acceptabilité des objets techniques. Notons toutefois que, telles que nous les comprenons ici, ces trois dimensions ne doivent pas être confondues avec l'utilité, l'utilisabilité et l'acceptabilité des ergonomes. Elles les recoupent plutôt en leur offrant une épaisseur sociologique et en faisant ainsi de ces trois dimensions, non pas des seuls outils opérationnels permettant de guider l'action des acteurs socioéconomiques, mais aussi et surtout de véritables instruments de compréhension des relations hommes-machines. En référence à ce que nous avons dit dans ce chapitre, les notions d'utilité, d'utilisabilité et d'acceptabilité comportent pour nous, et à la différence des ergonomes les plus traditionnels, un caractère à la fois pragmatique et critique qui permet à celui qui les utilise de préserver une certaine distance vis-à-vis des normativités qui émanent des sphères technico-économiques. Nous souhaitons insister sur ce dernier point parce qu'il marque une différence fondamentale entre la perspective que nous proposons dans ce chapitre et celle adoptée par les ergonomes les plus orthodoxes. Dans notre cas, la finalité n'est pas, en effet, de rendre service aux concepteurs. Il s'agit, plus modestement, de comprendre comment s'articulent conception et

usages. En d'autres termes, la pertinence et les dimensions qui la composent ne sont pas, pour nous, des objectifs de conception à atteindre, elles forment par contre des phénomènes dont la production mérite d'être conceptualisée, observée, analysée et questionnée. C'est précisément en ce sens qu'il faut comprendre le récapitulatif que nous présentons dans le tableau 1.

Tableau 1. Les trois dimensions de la pertinence des dispositifs techniques

Dimension	Conditions de félicité
Utilité	[M2] Un script doit être utile dans le sens où il doit permettre à l'utilisateur d'atteindre un objectif qui existe au sein d'un collectif.
	[M3] Un script doit être adapté à la situation : il doit pouvoir être approprié au sein du tissu des ressources et des contraintes sociocognitives et techniques qui compose l'environnement d'usages de l'utilisateur.
Utilisabilité	[M1] Un script ne doit pas être trop complexe : il ne doit pas comporter plus d'informations qu'il n'en faut pour être interprété par l'utilisateur.
	[M4] Un script doit être facile à interpréter par l'utilisateur : il doit être facilement mobilisable en fonction des objectifs de ce dernier ainsi que des ressources, des contraintes sociocognitives et techniques qu'il connaît.
Acceptabilité	[PA1] Un script doit être perçu par l'utilisateur comme structurant du point de vue des objectifs et des pratiques qu'il permet dans le sens où il doit être perçu comme utile, facile à comprendre et à interpréter.
	[PA2] Un script doit avoir des effets qui sont perçus par l'utilisateur comme structurés et structurants dans le sens où sa félicité doit être perçue comme acceptable et utile sur le plan social.
	[PA3] Un script doit être compatible avec les structures sociales au sens où il ne doit pas comporter d'incohérences vis-à-vis des règles constitutives de l'ensemble du jeu social.

IV.3.2. Retour sur la question de l'encastrement

Connaissances et marché

Du point de vue de la sociologie économique, l'appropriation de la notion de pertinence que nous proposons est intéressante pour au moins trois raisons.

La première est qu'elle se situe dans la continuité des travaux des sociologues des *STS* puisque faire usage de la notion de pertinence est une manière d'approfondir la symétrie entre les mots et les choses. Nous souhaitons en ce sens souligné que cette notion ne doit pas être

comprise comme opposée à celle de performativité. Elle en est plutôt un prolongement dans la mesure où elle est une manière de mieux saisir comment un script peut réussir ou échouer. À l'instar du concept de performativité, celui de pertinence est donc un outil intéressant pour examiner les formes d'encastrement-intrication que recouvrent tous types d'agencement marchand. Il doit en effet pouvoir aider les sociologues à mieux comprendre comment les dispositifs visant à garantir la passivation des biens, leur valorisation, à organiser les rencontres, les attachements marchands et à assurer la formulation des prix sont des expressions publiques qui cristallisent un ensemble de représentations mentales et publiques. Ce faisant, la notion de pertinence est une façon de porter l'attention du chercheur sur la manière dont la conception des technologies de marché renvoie à un travail inférentiel consistant à articuler des ordres plus ou moins diversifiés. Nous verrons par exemple dans le prochain chapitre que ces derniers peuvent être aussi bien associés aux domaines des sciences, des techniques, de l'économie, du politique, du culturel, du social ou de l'humain. Telle que nous l'avons présentée, la notion de pertinence peut donc permettre aux sociologues de mieux comprendre l'encastrement-intrication des agencements marchands en l'aidant à démêler comment s'articulent connaissance et marché.

Ceci nous conduit à la deuxième raison. Si l'appropriation que nous proposons de faire de la notion de pertinence est la continuité directe de celle que les sociologues des *STS* ont fait de celle de performativité, c'est qu'elle ne s'y réduit pas tout à fait. Elle en est une extension qui, en établissant un certain nombre de passerelles entre les sociologies des *STS* qui portent sur la performativité des techniques et celles qui portent sur leurs usages, permet d'instaurer une véritable symétrie entre l'utilisateur, l'objet technique et le concepteur. En s'intéressant à la notion de pertinence, le sociologue est en effet amené à prendre pour postulat de départ qu'une technologie ne peut participer à l'encastrement-intrication d'un agencement marchand qu'à la seule condition que l'ensemble des acteurs économiques concernés l'utilisent. En référence aux travaux de Dan Sperber (2007), la force illocutoire d'un énoncé se réalise par le biais de l'action de l'interlocuteur. De même, la performativité d'un programme d'action ne peut exister qu'à travers l'interprétation qu'en fait l'utilisateur. La notion de pertinence est de ce fait un moyen de réintroduire les représentations mentales des acteurs que certains sociologues des *STS* tendent parfois à évacuer. Les marchés sont des machines à calculer qui sont composées d'entités cognitives non humaines, mais aussi humaines. Et si ces dernières font vivre les entités cognitives non humaines par le biais de leur conception, elles le font également à travers leur utilisation. Tout comme les concepteurs, les utilisateurs contribuent à

la performativité des technologies marchandes : ils participent à l'encastrement-intrication des agencements marchands. L'intérêt de la notion de pertinence est alors qu'elle permet de caractériser ce que nous pourrions appeler les contenus et les formes de ces phénomènes de performativité qui se jouent sur la scène des acteurs économiques. Elle peut effectivement aider les sociologues à dégager les types de représentations que visent à véhiculer les objets techniques, mais aussi la façon dont elles sont, par le biais des usages, diffusées³².

Le troisième intérêt de l'appropriation que nous proposons de la notion de pertinence renvoie au problème de la représentation que pose celle de performativité. Nous avons vu en amont que, telle qu'elle est définie par les sociologues des *STS*, la notion de performativité est parfois interprétée comme une forme de relativisme (Brisset, 2011 ; Keucheyan, 2007). Que penser de la réalité si, en tant que concept scientifique, la notion de performativité elle-même ne fait que faire advenir ce qu'elle semble permettre d'observer ? Selon nous, la notion de pertinence autorise ici aussi une certaine clarification. Grâce à cette dernière, les représentations que véhiculent les objets techniques peuvent en effet être appréhendées comme des assemblages de pensées qui constituent des hypothèses concernant des solutions individuelles, interactionnelles et/ou institutionnelles à des problèmes individuels, interactionnels et/ou institutionnels. Ces hypothèses peuvent être plus ou moins naïves et ancrées dans l'empirie. Certaines d'entre elles sont ainsi associées à des chaînes de traduction qui sont plutôt constatatives dans le sens où elles ont pour objectif de respecter scrupuleusement le réel. D'autres peuvent recouvrir des chaînes de traduction plus performatives dans la mesure où elles ont pour finalité de faire exister des croyances plus ou moins surnaturelles. Dans certains cas, le script d'un objet technique peut donc participer à instituer une réalité empiriquement préexistante. Dans d'autres, il peut contribuer à faire exister socialement diverses formes de croyances. Bien entendu, ces deux types de cas ne sont pas exclusifs les uns des autres. Notons que nous retrouvons là, dans le même esprit que les travaux de Bruno Latour (1987b), un certain compromis entre réalisme et relativisme. La notion de pertinence est de ce fait susceptible de permettre aux sociologues de rendre compte de la manière dont la diffusion des représentations peut faire l'objet de mouvements de constatation et de performance qui peuvent être intimement intriqués.

³² Rappelons en ce sens que nous avons vu qu'un dispositif marchand peut performer l'économie pratique parce qu'il est utile, c'est-à-dire qu'il permet à son utilisateur d'atteindre ses objectifs ; et/ou parce qu'il est facile à utiliser, c'est-à-dire que l'utilisateur peut se l'approprier très aisément ; et/ou parce qu'il est acceptable, c'est-à-dire que, du point de vue de l'utilisateur, il fait autorité dans la mesure où son usage est associé à une certaine légitimité.

Conclusion

La pertinence des technologies big data

Réexaminons maintenant la question de départ de ce chapitre en la reformulant un peu différemment. Pourquoi et comment observer les applications marchandes des technologies big data ? Commençons par la première partie du problème. Pourquoi observer ces technologies ? Parce qu'elles peuvent permettre de développer une compréhension écologiquement valide des formes d'encastrement-intrication qui font exister les agencements marchands à l'ère des mégadonnées. Plus précisément, un examen approfondi de ces machines peut permettre de saisir la manière dont elles assemblent, de façon plus ou moins réussie, les représentations mentales et publiques qui composent les environnements cognitifs des acteurs de l'offre et de ceux de la demande. À la question du comment observer les applications marchandes des technologies big data, nous pouvons alors répondre la chose suivante. En cherchant à repérer comment est produite leur pertinence, c'est-à-dire à identifier comment leur utilité, leur utilisabilité et leur acceptabilité font l'objet d'une coproduction entre les différents acteurs en jeu sur la scène du marché.

Maintenant, nous sommes fin prêts pour commencer notre exploration. Aussi, avant de nous lancer dans l'étude concrète de la conception et des usages des machines à produire des futurs économiques à l'ère des mégadonnées, nous proposons de commencer par définir ce qu'est ce fameux big data dont on parle beaucoup depuis ces cinq dernières années. En référence aux travaux de Dominique Boullier (2016), nous chercherons ainsi, non pas à retracer l'histoire des usages des données par les différentes générations de SHS, mais plutôt à identifier comment la dynamique du big data recouvre plusieurs générations de données massives. Le prochain chapitre doit en ce sens être compris comme une prolongation empirique du préluce préparatif que nous venons d'exposer. Il a un double objectif :

- rendre compte de la manière dont le mouvement big data constitue un travail de mise en pertinence des données massives et des machines intelligentes qui permettent de les traiter ;
- montrer comment le temps de la quatrième génération de big data que nous connaissons aujourd'hui est caractérisé par une croissance démographique sans

précèdent des intelligences artificielles au sein des organisations socioéconomiques.

Chapitre 2. Qu'est-ce que le big data ?

Introduction

Du big data aux big data

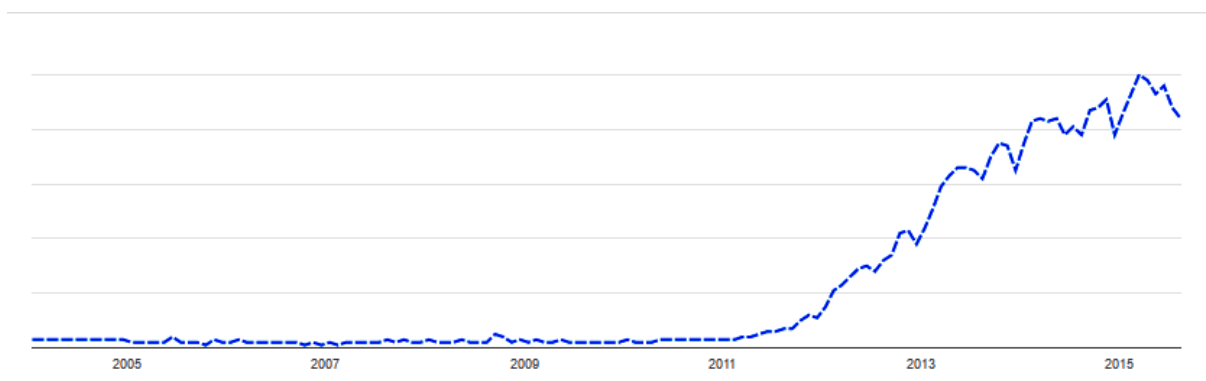


Figure 7. Évolution de l'intérêt pour la recherche « big data »³³

Big data est d'abord un couple qui unit deux mots. Comme nous pouvons le voir à l'aide de la figure 7, ce couple a surtout suscité l'intérêt des internautes à partir de 2011. La popularité du terme big data a donc commencé avec la large diffusion des trois principaux rapports que l'institut *Mc Kinsey*³⁴ a rédigés sur le sujet : *Clouds, big data, and smart assets: ten tech-enabled business trends to watch* (Bughin, Chui & Manyika, 2010), *Are you ready for the era of « big data »* (Brown, Chui & Manyika, 2011) et le classique *Big data: the next frontier for innovation, competition and productivity* (Manyika et al. 2011).

³³ <https://www.google.fr/trends/>

³⁴ L'institut *Mc Kinsey* est un cabinet spécialisé dans le conseil auprès des directions générales. Du point de vue des grandes entreprises, il est une des principales références puisqu'en 2007 et pour la cinquième année consécutive, il a été classé à la première position du *Vault*. Rappelons que le *Vault* a pour fonction d'ordonner les cinquante plus grands cabinets mondiaux.

Comme tous les autres mots, big et data ont ce que l'on appelle une morphologie (i.e., ils appartiennent à une classe), une fonction syntaxique (i.e., ils ont un rôle au sein d'une phrase) et une valeur sémantique (i.e., ils signifient quelque chose). Il nous semble ainsi qu'une bonne manière de commencer à ouvrir la boîte noire du big data est de chercher à mieux comprendre sa valeur sémantique. Qu'est-ce que signifie le couple big data ? Tous ceux qui ont lu ou écouté les acteurs influents du domaine ont certainement remarqué qu'il ne désigne pas tout à fait la même chose lorsqu'il est utilisé au pluriel ou au singulier.

Commençons par le plus simple : le singulier. Qu'est-ce que le big data ? Pour les acteurs d'aujourd'hui qui s'y intéressent, le big data, c'« est [...] une vraie tendance de fond » (cf. virtualscale.fr) qui « bouscule de fond en comble nos manières de faire du « business » » (cf. piloter.org).

« Le concept, tel qu'il est défini actuellement, englobe un ensemble de technologies et de pratiques destinées à stocker de très grandes masses de données et à les analyser très rapidement » (cf. piloter.org).

L'article d'Annabelle Laurent publié le 27 janvier 2014 sur le site de *20minutes* propose en ce sens la définition suivante :

« Quand tu envoies un mail, utilises ta carte bancaire, passes devant des caméras... Tu crées des données numériques [...]. Le Big Data, c'est cette explosion de données, et la révolution numérique qu'est leur traitement, ultra-rapide, grâce à des supercalculateurs ».

À en croire les définitions proposées par ceux qui se sentent concernés par le sujet, le big data est un mouvement qui tend à révolutionner les manières dont les acteurs économiques (mais pas seulement) s'organisent. Et cette révolution est directement associée à une explosion de données et à une rupture technologique permettant leur traitement. Autrement dit, le big data, en tant que mouvement, est construit autour d'une soudaine arrivée massive de données que les acteurs appellent des big data. Bref, nous n'avons que peu avancé. Continuons donc avec le pluriel. Que sont les big data ?

Si l'on se fie à ce qu'en disent les principaux acteurs qui s'y intéressent, les big data peuvent être minimalement définies à partir de 3 V qui signifient Volume, Vitesse et Variété (Delort, 2015) : les big data sont un très grand nombre (cf. le Volume) de données hétérogènes (cf. la Variété) qui ont pour finalité d'être traitées rapidement (cf. la Vitesse). Elles composent donc un ensemble assez vague d'entités informationnelles. Du point de vue de ceux qui les utilisent, elles semblent même constituer l'ensemble des données numériques

qui circulent à travers les réseaux de télécommunication d'aujourd'hui³⁵. D'après les définitions communes que l'on en donne, le terme big data renvoie de ce fait à deux types de signifié :

- au singulier, il désigne un phénomène social, c'est-à-dire une dynamique d'innovation technologique qui anime et qu'animent les passions des différents acteurs de la société ;
- au pluriel, il réfère un phénomène technique, c'est-à-dire la circulation des données numériques au sein des réseaux de télécommunication.

De cette double signification émergent alors un certain nombre de questionnements. Lorsqu'on regarde la figure 7, nous pouvons observer que l'intérêt des internautes pour les mots-clés « big data » augmente de manière considérable entre 2011 et 2015. Cela signifie-t-il que le big data n'existait pas avant ? De *prime abord*, nous serions tenté de répondre que oui. Pour qu'il y ait un mouvement big data, ne faut-il pas que des gens s'y intéressent ? La figure 7 constituerait ainsi une manifestation de cet intérêt, et donc, un indicateur d'évolution du big data. Au niveau de la tête de la courbe existerait le mouvement big data. Mais alors, pourquoi les internautes se sont soudainement intéressés, dès 2011, au terme big data ? Ou, si l'on préfère, comment le mouvement big data représenté par la tête de la courbe a-t-il pu être instauré ? En référence à ce que nous avons dit plus haut, nous pourrions répondre la chose suivante. Si les gens se sont intéressés, dès 2011, aux mots-clés « big data », c'est parce que les big data ont commencé à exploser à ce moment-là. C'est donc cette explosion qui est la cause du mouvement big data.

Cette réponse paraît satisfaisante. Refermons la boîte noire... Et puis non. Prenons le temps d'être curieux. Explorons la encore un peu. Reprenons et posons la question autrement. Si, avant 2011, peu de personnes porte attention aux mots clés big data, cela signifie-t-il que les big data n'existaient pas ? Comme l'illustre la figure 8, les big data seraient-elles tombées du ciel au début de l'année 2010 ? Notons qu'elles auraient ainsi pu progressivement susciter la surprise puis l'intérêt d'un grand nombre d'internautes en 2011... C'est une hypothèse. Seulement, elle est un peu trop céleste pour être envisagée ici.

³⁵ Nous présentons plus en détail ce dernier point dans le chapitre 4.

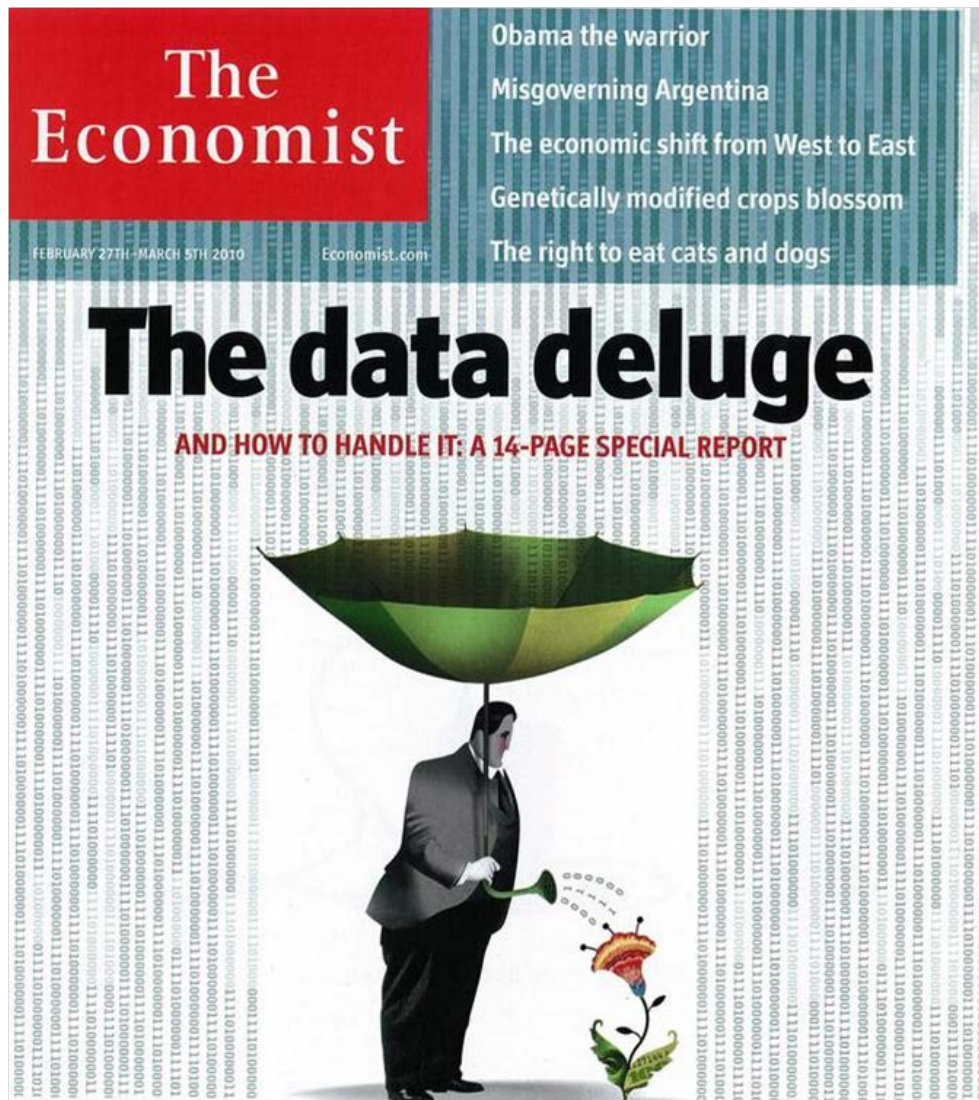


Figure 8. « Le déluge des données »³⁶

Et puis, la longue traîne de la figure 7 ne montre-t-elle pas que les mots-clés « big data » intéressent un certain nombre d'internautes avant 2011 ; et cela, jusqu'en 2005 (voire avant) ? Ces internautes étaient-ils victimes d'une illusion pour porter ainsi attention à quelque chose qui n'existait pas ? Ou alors, peut-être étaient-ils quelque peu visionnaires ? Pourquoi pas. Nous proposons toutefois une hypothèse plus pragmatique. Les big data existaient bel et bien avant 2011. Cependant, elles existaient sous une autre forme qui a évolué au gré d'un ensemble d'innovations et de controverses sociotechniques. Et, en référence à nos premiers questionnements, ce sont ces évolutions qui ont conduit à l'instauration du mouvement big data et qui visent, encore aujourd'hui, à l'inscrire dans le futur.

³⁶ L'image de la figure 8 est la couverture du journal *The Economist* qui a été publié pour la semaine du 27 février au 5 mars 2010.

Afin de mettre à l'épreuve cette hypothèse, nous avons dépouillé 138 documents d'archives du *New York Times* et nous avons examiné divers matériaux recueillis lors des visites du *salon Big Data* et du *salon E-Marketing et Stratégie Client* de 2014. Aussi, nous commencerons notre développement en présentant ces données. Nous verrons ensuite que les archives du *New York Times* font voir quatre grands moments d'innovations, et parfois de controverses, qui sont au cœur du phénomène big data. Le premier est celui de la construction des réseaux de télécommunication et de la démocratisation des TIC. Nous soutiendrons que c'est à ce moment que sont nées les big data. Le deuxième moment est celui des développements successifs du problème du respect de la vie privée et des technologies de stockage et de traitement des données. Nous verrons que ces développements ont fait vivre les big data en permettant leur reconnaissance sociale et technique. Le troisième moment est celui de l'avènement de l'informatique en nuage et des capteurs. Nous montrerons que celui-ci est caractérisé par une critique généralisée du mouvement big data encore émergent. Il recouvre la phase d'industrialisation de la vie des big data. Le quatrième moment est celui du problème de la formation des scientifiques des données et du développement des algorithmes. Il s'accompagne d'un effort collectif de définition du big data et d'état de l'art des applications qui en découlent. Nous verrons que ce moment est celui de l'organisation de la vie des big data. Nous concluons de ces premiers résultats que c'est au cours de ces quatre moments que les acteurs engagés dans le mouvement big data ont collectivement réalisé la mise en pertinence des mégadonnées et des technologies permettant de les traiter. Les matériaux recueillis lors du *salon Big Data* et du *salon E-Marketing et Stratégie Client* nous permettront de prolonger cette conclusion. À partir de ces matériaux, nous montrerons en effet que le marché de dispositifs de traitement de données massives est composé de quatre grands domaines d'innovations qui visent à inscrire le mouvement big data dans le futur. Ces domaines sont celui du recueil, du traitement et du stockage des données, celui de la visualisation des données, celui de l'automatisation de la décision et celui de la mesure de performance. Nous soulignerons que, malgré le travail de mise en pertinence des offreurs de solutions dites big data, cette dernière apparaît, à tout le moins jusqu'en 2012 et du point de vue des demandeurs, globalement assez nuancée. Dans l'ensemble, ces résultats nous permettront de mieux comprendre comment ce que les acteurs appellent le big data renvoie à un appareil de communication qui recouvre un système d'information et un processus de documentation dont la pertinence fait question.

I. Dépouillement d'archives et observations

Saisir la dynamique du big data

Afin de bien comprendre ce qu'est le big data, nous proposons d'examiner son passé et son présent. Pour ce faire, nous avons mobilisé deux types de matériaux. Le premier est composé d'un corpus d'archives que nous avons collectées afin de pouvoir étudier le passé du big data. Le second regroupe un ensemble de documentations, d'enregistrements audio et vidéo que nous avons recueilli au cours de deux séries d'observations. Ces dernières ont cette fois-ci été effectuées afin de pouvoir étudier le présent du big data.

Dans l'objectif de respecter la chronologie du compte rendu que nous exposons plus loin, nous souhaitons commencer par présenter les premiers matériaux, c'est-à-dire le corpus d'archives dont nous venons de parler et la méthode que nous avons mobilisée pour le constituer.

I.1. Dépouillement d'archives

Le New York Times

Il est généralement admis, au moins en sociologie, que l'analyse documentaire est un bon moyen de retracer l'histoire. Il nous est par conséquent rapidement apparu que l'étude des archives d'un journal assez influent devait constituer une manière intéressante pour examiner le passé du big data³⁷. Car, en 2013, lorsque nous avons entrepris d'effectuer cette première enquête, il y avait encore peu de documentations, scientifiques ou non, permettant d'étudier l'histoire du big data. À ce moment, seuls quelques journaux plus ou moins spécialisés en parlaient régulièrement en le présentant comme une rupture sans précédent. Nous avons ainsi choisi de nous intéresser au cas du *New York Times* pour au moins deux raisons. La première est purement pragmatique. À notre connaissance, ce journal est, en 2013, un des quotidiens les plus influents qui s'est le plus intéressé au big data. En outre, les journalistes du *New York Times* qui sont spécialisés dans les nouvelles technologies sont des professionnels reconnus : ils ont l'habitude de dialoguer avec les grands acteurs du numérique. Ceci nous conduit à la

³⁷ Nous souhaitons d'ailleurs vivement remercier Hélène Ducourant de nous avoir donné l'idée de nous lancer dans cette voie.

deuxième raison. Le *New York Times* est un des plus importants journaux américains. Étant donné que le big data a émergé aux États-Unis, ce journal nous semblait pouvoir offrir un point de vue privilégié pour examiner le passé du big data. Nous souhaitons toutefois discuter ce point de vue afin de bien clarifier ses apports et ses limites.

1.1.1. De la focalisation interne à la focalisation médiale

Le point de vue des journalistes

Pour la sociologie classique, le point de vue des journalistes pose de nombreux problèmes que Pierre Bourdieu (1996a ; 1996b) a largement contribué à identifier. Selon lui, ces problèmes viennent pour grande partie du fait que le journalisme est un champ professionnel relativement autonome : en constituant un espace social où se jouent des luttes spécifiques, le point de vue des journalistes serait biaisé par une logique propre au jeu journalistique. Ce que ces professionnels donneraient à voir ferait l'objet d'un filtrage opéré selon des intérêts spécifiques. Ils nous montreraient ce qu'ils souhaiteraient bien nous faire voir, nous cachant par là même le reste. Pire encore, à travers ce que Stuart Hall (1994) appelle le codage/décodage, les journalistes (en tant que professionnels des médias) viseraient à véhiculer les représentations et les valeurs des classes dominantes. Autrement dit, ils auraient plus ou moins consciemment pour objectif d'instituer diverses formes de domination. Ils contribueraient de cette manière au processus de manipulation que recouvriraient tous les médias de masse.

Les journalistes travestiraient la réalité qu'ils seraient pourtant censés dévoiler. Et ils le feraient selon des visées manipulatoires et bien souvent non conscientes. La représentation que les journalistes offriraient de la réalité ne serait qu'une simple construction sociale, un artefact. Bien entendu, les critiques que Pierre Bourdieu (1996a ; 1996b) et Stuart Hall (1994) émettent à l'encontre des journalistes (et plus largement des médias) sont justes. Cependant, le caractère artificiel de l'information journalistique doit selon nous être nuancé. En tant que concepteurs d'informations, les journalistes ne peuvent être que difficilement considérés comme de simples agents façonnés par la pression du social (*cf.* chapitre 1). Ils sont également des acteurs. Ils disposent de ce que Luc Boltanski et Laurent Thévenot (1991) appellent des capacités réflexives et critiques. Ils détiennent les compétences nécessaires pour évaluer la grandeur de leurs actions et celles de leurs collègues. Ils ne peuvent donc pas, non

plus, raconter n'importe quoi. Les journalistes sont formés et payés pour informer. Ils ont une éthique professionnelle que Pierre Bourdieu (1996a ; 1996b) semble trop facilement évincer sous prétexte que le jeu du champ journalistique ne permettrait pas de l'appliquer.

Le point de vue des journalistes est conditionné par des enjeux de pouvoir. Il n'en reste pas moins un moyen intéressant d'accéder à la réalité. Et cet accès peut être selon nous emprunté à l'aide de deux outils.

Le premier est ce que le critique littéraire Gérard Genette (1972) appelle la focalisation interne. La focalisation interne est une technique de narration qui consiste à réciter une histoire du point de vue d'un de ses personnages. Pour l'historien et le sociologue, la focalisation interne consiste ainsi à observer le monde à travers les yeux d'un autre. Nous proposons d'adopter cette focale en observant ce que voient les journalistes du *New York Times*. Ce faisant, nous nous situerons dans une posture classique en sciences sociales puisque nous accorderons à ces journalistes une certaine capacité à accéder à la réalité. Pour le dire autrement, nous proposons, avec la focalisation interne, de prendre au sérieux la manière dont ces journalistes représentent le monde.

Le second outil est ce que Franck Cochoy (2013) appelle la focalisation médiale.

« La focalisation médiale consiste moins à changer de position qu'à changer de mode de vision : elle nous conduit à adopter non pas le regard d'un acteur particulier, mais plutôt l'effet que produit l'emploi d'une même « prothèse oculaire » accessible à un grand nombre d'acteurs » (Cochoy, 2013, p. 4).

À la différence de la focalisation interne, la focalisation médiale n'est pas une manière d'observer depuis le point de vue de l'autre. Elle est plutôt une façon de regarder depuis un point de vue que soi-même et beaucoup d'autres sont susceptibles d'adopter. Nous proposons également d'utiliser cette focale. Pour ce faire, nous intercalerons deux manières de rendre compte des contenus véhiculés par les archives du *New York Times*. La première consistera à exposer les différents points de vue des journalistes qui ont écrit ces archives (*cf.* la focalisation interne). La seconde consistera à exprimer le point de vue d'un lecteur fictif qui lira ces archives et y réagira dans le même temps que nous les exposerons (*cf.* la focalisation médiale). Nous appellerons ce lecteur « le lectorat ». Cette seconde forme de compte rendu nous permettra de prendre au sérieux la manière dont les journalistes du *New York Times* peuvent provoquer la réalité. Nous ajouterons à ces deux manières de présenter les archives du *New York Times* différentes synthèses ou conclusions qui sont propres à notre point de vue de chercheur.

I.1.2. Méthodologie de recueil et d'analyse

Filtrage par mots-clés et catégorisation manuelle

Avant de présenter la manière dont nous avons collecté les archives du *New York Times*, nous souhaitons préciser que nous avons effectué notre sélection en juillet 2013. Depuis, le stock des archives du *New York Times* a été considérablement augmenté pour deux raisons. La première est que plusieurs années se sont écoulées entre la date de constitution de notre recueil et celle d'aujourd'hui. La seconde est que le *New York Times* a, depuis juillet 2013, ajouté une grande quantité d'articles anciens, voire très anciens, à son stock d'archives. Les mots-clés « big data » permet aujourd'hui de faire remonter plusieurs dizaines de pages de résultats présentant des articles datant de la fin du XIX^{ème} siècle, ce qui n'était pas le cas, comme nous allons le voir, en juillet 2013. L'enquête que nous présentons ici pourrait donc être corrigée et prolongée. De telles études constitueraient d'ailleurs un complément passionnant qui nous conduirait certainement à réviser une partie importante de nos travaux.

Nous avons réalisé le recueil et l'analyse des archives du *New York Times* en deux temps. Dans un premier temps, nous avons téléchargé l'ensemble des résultats de recherche présentés à l'aide du filtrage par mots-clés « big data ». 142 documents d'archives ont ainsi été stockés. Le premier date du 13 mai 1991 ; le dernier du 2 juillet 2013. Sur ces 142 documents, 4 n'ont pas été considérés dans la mesure où ils traitaient de thématiques trop périphériques au big data. Chacun des 138 autres documents a fait l'objet d'une lecture exploratoire et d'une lecture accompagnée d'une prise de notes systématique. À partir de ces deux lectures, nous avons réalisé une présentation synthétique de chaque document. Chaque présentation était orientée en fonction de notre problématique de recherche, c'est-à-dire avec l'objectif sous-jacent de rendre compte de la manière dont s'est constituée l'existence des big data et du big data.

Dans un deuxième temps, nous avons classé chaque archive par thème. Nous avons réalisé ce classement thématique de manière inductive. Pour ce faire, nous avons opéré une catégorisation de niveau 1 en attribuant à chaque archive une suite de mots-clés permettant de les indexer. Notons que nous n'avons pas cherché, à ce moment, à formaliser le processus d'attribution des mots-clés. Nous souhaitons de cette façon ne pas trop imposer, *a priori*, nos catégories d'analyse aux matériaux recueillis. À partir de ces mots-clés, nous avons réalisé une catégorisation de niveau 2. Celle-ci visait cette fois-ci à associer les archives

sélectionnées par le biais des mots-clés préalablement attribués. Nous avons de cette manière construit différentes catégories thématiques à l'aide des mots-clés de niveau 1 et en les regroupant autour de mots-clés de niveau 2. Nous avons fait en sorte que ces mots-clés de niveau 2 soient les plus sémantiquement homogènes et les plus mutuellement exclusifs possible. Nous avons contrôlé cette catégorisation de niveau 2 par une dernière lecture de l'ensemble du matériau. Le tableau 2 présente une illustration de catégorisation de niveau 1 et de niveau 2.

Tableau 2. Exemple de catégorisation de niveau 1 et de niveau 2

Catégorisation de niveau 1	Catégorisation de niveau 2
INTELLIGENCE ARTIFICIELLE/BIG DATA/TRAIEMENT DES DONNÉES/PRÉDICTION	ALGORITHMES ET APPLICATIONS
PRÉDICTION/AIDE À LA DÉCISION/ACTION/BIG DATA/ENTREPRISE	ALGORITHMES ET APPLICATIONS
TRAITEMENT DES DONNÉES/ALGORITHME PRÉDICITIF (MODÈLE NEUROLOGIQUE)	ALGORITHMES ET APPLICATIONS
PROBLÈME DE SAUVEGARDE DES DONNÉES	CENTRES DE DONNÉES
PROBLÈME DE TRANSFERT DES DONNÉES	CENTRES DE DONNÉES
TRANSFERT DE DONNÉES/CENTRE DE DONNÉES ACTIF-PASSIF/TRAIEMENT DES DONNÉES	CENTRES DE DONNÉES
CLOUD COMPUTING/CONTINUITÉ DE L'ACTIVITÉ	INFORMATIQUE EN NUAGE
CLOUD COMPUTING/ÉCONOMIE/ORGANISATION	INFORMATIQUE EN NUAGE
IBM/CLOUD COMPUTING (APPLICATION À LA SANTÉ)	INFORMATIQUE EN NUAGE

Nous avons par cette procédure fait émerger 10 catégories thématiques :

- celle des réseaux de télécommunication (N = 7) qui traite principalement de leur développement ;
- celle de la gestion des données personnelles (N = 19) qui traite principalement des problèmes juridiques qui y sont associés ;
- celle des centres de données (N = 24) qui traite principalement des problèmes de stockage et de traitement des données ;

- celle de la gestion énergétique (N = 3) qui traite principalement des problèmes écologiques que pose le fonctionnement des centres de données ;
- celle de l'informatique en nuage (i.e., des services informatiques à la demande ; N = 17) qui traite principalement de son développement ;
- celle des capteurs (N = 6) qui traite principalement de leur développement ;
- celle des critiques (N = 18) qui traite principalement des problèmes éthiques et épistémologiques que pose l'exploitation des données ;
- celle des scientifiques de données (N = 3) qui traite principalement du problème de leur formation ;
- celle des définitions et des états de l'art (N = 10) qui traite principalement de l'identification des formes du big data ;
- celle des algorithmes et des applications (N = 31) qui traite principalement du développement des agents de calcul et de celui des services qu'ils permettent.

1.1.3. Présentation du matériau

138 documents d'archive pour 10 catégories thématiques

Les 138 documents d'archive que nous avons recueillis se distribuent autour de 10 catégories thématiques qui montrent une certaine évolution chronologique. Cette évolution est rendue visible à l'aide du graphique exposé dans la figure 9. Ce graphique est composé, en ordonné, des 10 catégories thématiques que nous avons construites et, en abscisse, des valeurs numériques attribuées par Excel lors de la conversion d'une cellule du format date au format standard. Ces conversions sont systématiquement consultables à l'aide du tableau 3 que nous exposons après. En référence à l'axe des abscisses du graphique de la figure 9, la valeur 36 000 correspond par exemple au 24 juillet 1998, 38 000 au 14 janvier 2004, 40 000 au 6 juillet 2009 et 42 000 au 27 décembre 2014. Ces conversions permettent donc de transformer une date de parution en une valeur temporelle de parution autorisant le calcul de moyennes de valeurs temporelles de parution.

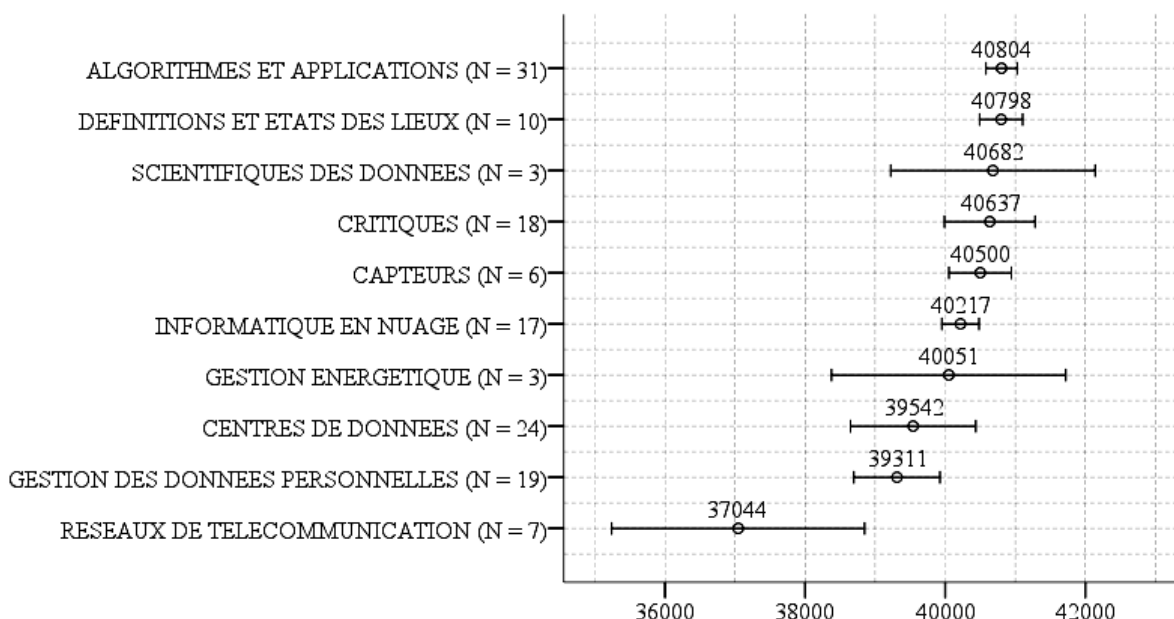


Figure 9. Moyennes des valeurs temporelles de parution des archives du *New York Times* par catégorie thématique³⁸

Notons que l'intérêt de ces moyennes de valeurs temporelles de parution est que les barres d'erreur portent des informations intéressantes : elles représentent la variabilité des valeurs temporelles de parution et indiquent la persistance de l'attention que les journalistes du *New York Times* ont portée à telle ou telle catégorie au cours du temps. Par exemple, elles permettent de repérer rapidement que les réseaux de télécommunication ont assez peu attiré l'attention de ces journalistes (N = 7), mais ils l'ont fait pendant longtemps. À l'inverse, les algorithmes et les applications semblent avoir fortement attiré leur attention (N = 31). Cette attention a toutefois été très courte puisque très récente au moment du recueil. Ajoutons une chose importante. Lorsque nous disons, par exemple, que les réseaux de télécommunication ont assez peu attiré l'attention des journalistes du *New York Times*, il faut toujours garder en tête qu'il s'agit exclusivement du point de vue des archives sélectionnées à travers les mots-clés « big data ». Il en aurait certainement été autrement si nous avions réalisé notre recueil à partir d'autres mots-clés. Mais, ici, notre intérêt porte avant tout sur le(s) big data.

³⁸ Les dates qui correspondent à ces moyennes sont : pour la catégorie des réseaux de télécommunication, le 2 juin 2001 ; pour celle de la gestion des données personnelles, le 17 août 2007 ; pour celle des centres de données, le 4 avril 2008 ; pour celle de la gestion énergétique, le 26 août 2009 ; pour celle de l'informatique en nuage, le 8 février 2010 ; pour celle des capteurs, le 18 novembre 2010 ; pour celle des critiques, le 4 avril 2011 ; pour celle des scientifiques des données, le 19 mai 2011 ; pour celle des définitions et des états des lieux, le 12 septembre 2011 ; et, pour celle des algorithmes et des applications, le 18 septembre 2011.

Tableau 3. Listes des 142 archives du *New York Times*³⁹

Id.	Date (valeur)		Titre	Catégorie	Auteur(s)
A_1	13/05/1991	(33371)	NCR TO INTRODUCE A MAINFRAME COMPUTER TODAY	CENTRES DE DONNÉES	JOHN MARKOFF
A_2	05/03/1994	(34398)	COMPANY NEWS: MULTIMEDIA ANNUAL REPORTS; A COMPANY'S BIGGEST HITS, ON CD-ROM	CENTRES DE DONNÉES	STEVE LOHR
A_3	12/06/1997	(35593)	PERSONAL FILES VIA COMPUTER OFFER MONEY AND POSE THREAT	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	NINA BERNSTEIN
A_4	09/06/1998	(35955)	BELL ATLANTIC PLANS A NETWORK FOR DATA	RÉSEAUX DE TÉLÉCOMMUNICATION	
A_5	09/12/1998	(36138)	THE MARKETS: MARKET PLACE; BIG COMPANIES PRACTICING BIG SPECIALTIES	RÉSEAUX DE TÉLÉCOMMUNICATION	SETH SCHIESEL
A_6	04/03/1999	(36223)	INTERNATIONAL BUSINESS; SIEMENS PLANS U.S. VENTURE IN DATA MARKET	RÉSEAUX DE TÉLÉCOMMUNICATION	SETH SCHIESEL
A_7	27/04/1999	(36277)	INTERNATIONAL BUSINESS; G.E. OF BRITAIN IN \$4.5 BILLION ACQUISITION	RÉSEAUX DE TÉLÉCOMMUNICATION	SETH SCHIESEL
A_8	15/06/1999	(36326)	NORTEL SAYS ITS PRESIDENT WILL RESIGN	RÉSEAUX DE TÉLÉCOMMUNICATION	SETH SCHIESEL
A_9	10/08/1999	(36382)	PROBLEMS AT MCI WORLDCOM HIT ITS DATA NETWORK USERS	CRITIQUES	SETH SCHIESEL
A_10	15/01/2001	(36906)	TECHNOLOGY; EMC'S BIG BET ON EXPLOSION IN DATA STORAGE	CENTRES DE DONNÉES	BARNABY J. FEDER
A_11	22/03/2001	(36972)	COMPETITION AND CAPACITY RISE, SO PRICES ARE FALLING: CORPORATE CUSTOMERS SCORE MORE INTERNET ACCESS FOR LESS	RÉSEAUX DE TÉLÉCOMMUNICATION	ERIC PFANNER
A_12	05/11/2001	(37200)	NOW, HITTING 'SAVE' IS NOT ENOUGH	CENTRES DE DONNÉES	BARNABY J. FEDER
A_13	02/12/2004	(38323)	A STUDENT'S FEAR: 'BIG BROTHER' ON CAMPUS	CRITIQUES	
A_14	24/02/2005	(38407)	BREACH POINTS UP FLAWS IN PRIVACY LAWS	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	TOM ZELLER
A_15	18/05/2005	(38490)	PERSONAL DATA FOR THE TAKING	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	TOM ZELLER
A_16	09/06/2005	(38512)	THE SCRAMBLE TO PROTECT	GESTION DES DONNÉES	TOM ZELLER

³⁹ Notons que 2 des 142 archives recueillies ne sont pas mentionnées dans ce tableau compte tenu de leur caractère périphérique. Ces archives sont les suivantes : A_69 (ANNOUNCING THE TIMES OPEN HACK DAY) et A_93 (CAUGHT BETWEEN TWO CONFERENCES).

Des machines à produire des futurs économiques

			PERSONAL INFORMATION	PERSONNELLES	
A_17	29/08/2005	(38593)	SUBWAY VENDING MACHINES REFUSE WOULD-BE RIDERS	CENTRES DE DONNÉES	SEWELL CHAN
A_18	27/10/2005	(38652)	CARLETON FIORINA JOINS THE BOARD OF A BIG DATA SECURITY COMPANY	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	ERIC DASH
A_19	01/11/2005	(38657)	DATA SECURITY LAWS SEEM LIKELY, SO CONSUMERS AND BUSINESSES VIE TO SHAPE THEM	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	TOM ZELLER
A_20	12/01/2006	(38729)	CREDIT CARD RIVALS TO UNITE IN DATA PROTECTION EFFORT	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	ERIC DASH
A_21	03/06/2006	(38871)	CREDIT CHECK: A BOTHER WORTH TAKING	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	M. P. DUNLEAVEY
A_22	14/06/2006	(38882)	HIDING IN PLAIN SIGHT, GOOGLE SEEKS MORE POWER	CENTRES DE DONNÉES	JOHN MARKOFF AND SAUL HANSELL
A_23	02/10/2006	(38992)	AND IF YOU LIKED THE MOVIE, A NETFLIX CONTEST MAY REWARD YOU HANDSOMELY	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	KATIE HAFNER
A_24	17/10/2006	(39007)	IT'S A SHIPPING CONTAINER. NO, IT'S A DATA CENTER IN A BOX	CENTRES DE DONNÉES	JOHN MARKOFF
A_25	22/02/2008	(39500)	EMC ACQUISITION SHOWS IT WANTS TO BE A CLOUDMASTER	INFORMATIQUE EN NUAGE	STEVE LOHR
A_26	27/02/2008	(39505)	I.P. ADDRESS: PARTIALLY PERSONAL INFORMATION	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	SAUL HANSELL
A_27	10/03/2008	(39517)	WHERE EVERY AD KNOWS YOUR NAME	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	LOUISE STORY
A_28	11/03/2008	(39518)	MEASURING THE SIZE OF YOUR DIGITAL SHADOW	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	STEVE LOHR
A_29	20/03/2008	(39527)	THE MOTHER OF ALL PRIVACY BATTLES	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	SAUL HANSELL
A_30	01/05/2008	(39569)	DATA CENTERS ARE BECOMING BIG POLLUTERS, STUDY FINDS	GESTION ÉNERGÉTIQUE	STEVE LOHR
A_31	01/07/2008	(39630)	IS THE GOVERNMENT TRACKING US THROUGH OUR CELLPHONES? LAWSUIT SEEKS ANSWERS.	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	MATT RICHTEL
A_32	07/07/2008	(39636)	ONE SUBPOENA IS ALL IT TAKES TO REVEAL YOUR ONLINE LIFE	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	SAUL HANSELL
A_33	29/07/2008	(39658)	THE VIRTUOUS COMPETITION IN CLOUD COMPUTING RESEARCH	INFORMATIQUE EN NUAGE	STEVE LOHR
A_34	01/08/2008	(39661)	COMMERCIALIZING THE CLOUD	INFORMATIQUE EN NUAGE	STEVE LOHR
A_35	19/08/2008	(39679)	GARTNER TECH FORECAST: CLOUDY AND GETTING CLOUDIER	INFORMATIQUE EN NUAGE	STEVE LOHR

A_36	20/08/2008	(39680)	UPS ITS BET ON BUSINESS RECOVERY SERVICES	INFORMATIQUE EN NUAGE	STEVE LOHR
A_37	09/09/2008	(39700)	GOOGLE TIGHTENS DATA RETENTION POLICY — AGAIN	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	MIGUEL HELFT
A_38	09/10/2008	(39730)	IS SAP DATA WAREHOUSE HUNTING?	CENTRES DE DONNÉES	ASHLEE VANCE
A_39	11/11/2008	(39763)	IN TOUGH TIMES, BUILD FEWER DATA CENTERS	GESTION ÉNERGÉTIQUE	STEVE LOHR
A_40	04/12/2008	(39786)	AMAZON STARTS RENTING OUT THE HUMAN GENOME	INFORMATIQUE EN NUAGE	ASHLEE VANCE
A_41	08/12/2008	(39790)	DELL SEES DOUBLE WITH DATA CENTER IN A CONTAINER	CENTRES DE DONNÉES	ASHLEE VANCE
A_42	08/01/2009	(39821)	R YOU READY FOR R?	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	ASHLEE VANCE
A_43	10/02/2009	(39854)	ELECTRONIC HEALTH RECORDS: HOW TO SPEND THE MONEY WISELY	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	STEVE LOHR
A_44	16/03/2009	(39888)	BOTTLING THE MAGIC BEHIND GOOGLE AND FACEBOOK	CENTRES DE DONNÉES	ASHLEE VANCE
A_45	20/03/2009	(39892)	STEVE BALLMER MAPS MICROSOFT'S CLOUD-Y FUTURE	INFORMATIQUE EN NUAGE	SAUL HANSELL
A_46	08/06/2009	(39972)	DATA CENTER OVERLOAD	CRITIQUES	TOM VANDERBILT
A_47	11/06/2009	(39975)	A NEW LIST OF HOW MUCH AT&T KNOWS ABOUT YOU	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	SAUL HANSELL
A_48	19/06/2009	(39983)	WHY PAYPAL WANTS TO KNOW WHERE EVERYBODY LIVES	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	SAUL HANSELL
A_49	29/06/2009	(39993)	CITY INVITES SOFTWARE DEVELOPERS TO CRUNCH BIG DATA SETS	CAPTEURS	SEWELL CHAN AND PATRICK MCGEEHAN
A_50	29/08/2009	(40054)	LOOK THIS UP ON WIKIPEDIA: HOW BIG IS TOO BIG?	INFORMATIQUE EN NUAGE	NOAM COHEN
A_51	24/09/2009	(40080)	JIGSAW'S BUSINESS MODEL IS BUILT ON CROWDSOURCING	INFORMATIQUE EN NUAGE	STEVE LOHR
A_52	28/09/2009	(40084)	TALK TO THE TIMES: DEPUTY TECHNOLOGY EDITOR DAVID GALLAGHER	DEFINITIONS ET ÉTATS DES LIEUX	DAVID F. GALLAGHER
A_53	11/10/2009	(40097)	TRAINING TO CLIMB AN EVEREST OF DIGITAL DATA	SCIENTIFIQUES DES DONNÉES	ASHLEE VANCE
A_54	24/11/2009	(40141)	KEEPING PERSONAL DATA PRIVATE	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	
A_55	21/01/2010	(40199)	SEAGATE GOES DIRECT	CENTRES DE DONNÉES	ASHLEE VANCE
A_56	01/03/2010	(40238)	CONNECTING YOUR CAR, SOCKS AND BODY TO THE INTERNET	CAPTEURS	NICK BILTON
A_57	12/03/2010	(40249)	NETFLIX CANCELS CONTEST	ALGORITHMES ET	STEVE LOHR

Des machines à produire des futurs économiques

			PLANS AND SETTLES SUIT	APPLICATIONS	
A_58	22/04/2010	(40290)	START-UP GOES AFTER BIG DATA WITH HADOOP HELPER	CENTRES DE DONNÉES	ASHLEE VANCE
A_59	13/05/2010	(40311)	EMC NOW PERFORMING DATA CONTORTION ACT	CENTRES DE DONNÉES	ASHLEE VANCE
A_60	21/05/2010	(40319)	LETTER: THE DATA-DRIVEN LIFE	CAPTEURS	
A_61	26/07/2010	(40385)	BRINGING DATA MINING INTO THE MAINSTREAM	DEFINITIONS ET ÉTATS DES LIEUX	STEVE LOHR
A_62	05/08/2010	(40395)	I.B.M.'S STRATEGY IN ELECTRONIC HEALTH RECORDS	INFORMATIQUE EN NUAGE	STEVE LOHR
A_63	11/10/2010	(40462)	BODY SENSING COMES TO SMARTPHONES	CAPTEURS	STEVE LOHR
A_64	13/10/2010	(40464)	EMC TAKES A BIG-DATA SWIPE AT ORACLE, H.P. AND I.B.M.	CENTRES DE DONNÉES	ASHLEE VANCE
A_65	04/11/2010	(40486)	TIMESOPEN 2.0: REAL-TIME WEB WRAP-UP	CENTRES DE DONNÉES	MICHAEL DONOHOE
A_67	15/11/2010	(40497)	THE SHRINKING DATA STORAGE SECTOR	DEFINITIONS ET ÉTATS DES LIEUX	EVELYN M. RUSLI
A_68	16/11/2010	(40498)	EMC TO BUY DATA STORAGE COMPANY	CENTRES DE DONNÉES	CHRIS V. NICHOLSON
A_70	23/11/2010	(40505)	BEST SELLERS: USING OUR OWN OPEN-SOURCE PROJECTS	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	PAUL ROBBINS
A_72	21/12/2010	(40533)	SMARTER, NOT FASTER, IS THE FUTURE OF COMPUTING RESEARCH	DEFINITIONS ET ÉTATS DES LIEUX	STEVE LOHR
A_73	22/03/2011	(40624)	INDUSTRY COALITION HOPES TO SET COMPUTER NETWORKING STANDARDS	INFORMATIQUE EN NUAGE	
A_74	06/04/2011	(40639)	BIG MEDICAL GROUPS BEGIN PATIENT DATA-SHARING PROJECT	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	STEVE LOHR
A_75	06/04/2011	(40639)	THE SURGE IN DATA PROCESSING	SCIENTIFIQUES DES DONNÉES	MATT RICHTEL
A_76	14/04/2011	(40647)	THE BUSINESS MARKET PLAYS CLOUD COMPUTING CATCH-UP	INFORMATIQUE EN NUAGE	
A_77	15/04/2011	(40648)	THE CLOUD THREAT TO THE SOFTWARE BUSINESS	INFORMATIQUE EN NUAGE	STEVE LOHR
A_78	19/04/2011	(40652)	I.B.M. EXCEEDS EARNINGS ESTIMATES AND RAISES ITS PROFIT FORECAST	INFORMATIQUE EN NUAGE	STEVE LOHR
A_79	21/04/2011	(40654)	AMAZON CLOUD FAILURE TAKES DOWN WEB SITES	CRITIQUES	CLAIRE CAIN MILLER
A_80	22/04/2011	(40655)	AMAZON'S TROUBLE RAISES CLOUD COMPUTING DOUBTS	CRITIQUES	STEVE LOHR
A_81	30/04/2011	(40663)	DATA PRIVACY, PUT TO THE	CRITIQUES	NATASHA SINGER

TEST

A_82	13/05/2011	(40676)	NEW WAYS TO EXPLOIT RAW DATA MAY BRING SURGE OF INNOVATION, A STUDY SAYS	SCIENTIFIQUES DES DONNÉES	STEVE LOHR
A_83	23/08/2011	(40778)	WHY FLASH IS THE FUTURE OF STORAGE IN DATA CENTERS	CENTRES DE DONNÉES	STEVE LOHR
A_84	30/09/2011	(40816)	BIG DATA: SORTING REALITY FROM THE HYPE	DEFINITIONS ET ÉTATS DES LIEUX	STEVE LOHR
A_85	02/10/2011	(40818)	LARRY ELLISON WANTS DATA TO MOVE FASTER	CENTRES DE DONNÉES	QUENTIN HARDY
A_86	04/10/2011	(40820)	A DATA CENTER POWER SOLUTION	GESTION ÉNERGÉTIQUE	QUENTIN HARDY
A_87	10/10/2011	(40826)	GOVERNMENT AIMS TO BUILD A 'DATA EYE IN THE SKY'	CRITIQUES	JOHN MARKOFF
A_88	11/10/2011	(40827)	BIG DATA IN THE DIRT (AND THE CLOUD)	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	QUENTIN HARDY
A_89	12/10/2011	(40828)	CELLPHONES ARE SERVERS AND SERVERS ARE CELLPHONES	CAPTEURS	QUENTIN HARDY
A_90	17/10/2011	(40833)	CAN MOBILE SEARCH BE AS BIG FOR GOOGLE AS DESKTOP SEARCH?	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	CLAIRE CAIN MILLER
A_91	17/10/2011	(40833)	WHAT IS NICIRA UP TO?	INFORMATIQUE EN NUAGE	QUENTIN HARDY
A_92	18/10/2011	(40834)	A SHOPPING LIST FOR CORPORATE BUYERS	DEFINITIONS ET ÉTATS DES LIEUX	QUENTIN HARDY
A_94	24/10/2011	(40840)	THE BIG BUSINESS OF 'BIG DATA'	CRITIQUES	QUENTIN HARDY
A_95	31/10/2011	(40847)	BIG DATA, SPEED AND THE FUTURE OF COMPUTING	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	STEVE LOHR
A_96	03/11/2011	(40850)	A SITE FOR DATA SCIENTISTS TO PROVE THEIR SKILLS AND MAKE MONEY	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	CLAIRE CAIN MILLER
A_97	15/11/2011	(40862)	A START-UP OFFERS A NEW WAY TO SEARCH THE WEB	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	CLAIRE CAIN MILLER
A_98	17/11/2011	(40864)	CRUSHING THE COST OF PREDICTING THE FUTURE	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	QUENTIN HARDY
A_99	01/12/2011	(40878)	CLOUD COMPUTING AS A THREAT TO OLDER TECH COMPANIES	INFORMATIQUE EN NUAGE	QUENTIN HARDY
A_100	05/12/2011	(40882)	COMPUTER SCIENTISTS MAY HAVE WHAT IT TAKES TO HELP CURE CANCER	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	DAVID PATTERSON
A_101	05/02/2012	(40944)	THE AGE OF BIG DATA	DEFINITIONS ET ÉTATS DES LIEUX	STEVE LOHR
A_102	02/03/2012	(40970)	BIG DATA'S GRASS-ROOTS REVOLUTION	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	QUENTIN HARDY

Des machines à produire des futurs économiques

A_103	28/03/2012	(40996)	BIZARRE INSIGHTS FROM BIG DATA	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	QUENTIN HARDY
A_104	11/04/2012	(41010)	GOOGLE VENTURES' BIG DATA BET	CENTRES DE DONNÉES	QUENTIN HARDY
A_105	01/05/2012	(41030)	GOOGLE OFFERS BIG-DATA ANALYTICS	INFORMATIQUE EN NUAGE	QUENTIN HARDY
A_106	21/05/2012	(41050)	TROVES OF PERSONAL DATA, FORBIDDEN TO RESEARCHERS	CRITIQUES	JOHN MARKOFF
A_107	04/06/2012	(41064)	MYSTERY OF BIG DATA'S PARALLEL UNIVERSE BRINGS FEAR, AND A THRILL	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	ELWOOD H. SMITH
A_108	04/06/2012	(41064)	HOW BIG DATA GETS REAL	CRITIQUES	QUENTIN HARDY
A_109	04/06/2012	(41064)	RETHINKING PRIVACY IN AN ERA OF BIG DATA	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	QUENTIN HARDY
A_110	05/06/2012	(41065)	BIG DATA FOR THE POOR	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	QUENTIN HARDY
A_111	14/06/2012	(41074)	HOW BIG DATA SEES WIKIPEDIA	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	QUENTIN HARDY
A_112	18/06/2012	(41078)	BIG DATA ON CAMPUS	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	MARC PARRY
A_113	11/08/2012	(41132)	HOW BIG DATA BECAME SO BIG	DEFINITIONS ET ÉTATS DES LIEUX	STEVE LOHR
A_114	07/09/2012	(41159)	BIG DATA IN YOUR BLOOD	CAPTEURS	QUENTIN HARDY
A_115	13/09/2012	(41165)	BIG DATA GETS ITS OWN PHOTO ALBUM	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	STEVE LOHR
A_116	30/09/2012	(41182)	ORACLE: BIG BUSINESS HAS BIG DATA WOES	CENTRES DE DONNÉES	QUENTIN HARDY
A_117	24/10/2012	(41206)	BIG DATA IN MORE HANDS	CENTRES DE DONNÉES	QUENTIN HARDY
A_118	29/10/2012	(41211)	MICROSOFT SEEKS AN EDGE IN ANALYZING BIG DATA	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	QUENTIN HARDY
A_119	28/11/2012	(41241)	JEFF HAWKINS DEVELOPS A BRAINY BIG DATA COMPANY	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	QUENTIN HARDY
A_120	29/12/2012	(41272)	SURE, BIG DATA IS GREAT. BUT SO IS INTUITION.	SCIENTIFIQUES DES DONNÉES	STEVE LOHR
A_121	31/12/2012	(41274)	BIG DATA: RISE OF THE MACHINES	CRITIQUES	STEVE LOHR
A_122	26/01/2013	(41300)	DICKENS, AUSTEN AND TWAIN, THROUGH A DIGITAL LENS	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	STEVE LOHR
A_123	01/02/2013	(41306)	THE ORIGINS OF 'BIG DATA': AN ETYMOLOGICAL DETECTIVE STORY	DEFINITIONS ET ÉTATS DES LIEUX	STEVE LOHR
A_124	04/02/2013	(41309)	I.B.M. SLIMS DOWN ITS BIG DATA OFFERINGS	CENTRES DE DONNÉES	STEVE LOHR
A_125	18/02/2013	(41323)	WHAT DATA CAN'T DO	CRITIQUES	DAVID BROOKS

A_126	24/02/2013	(41329)	DISRUPTIONS: DATA WITHOUT CONTEXT TELLS A MISLEADING STORY	CRITIQUES	NICK BILTON
A_127	26/02/2013	(41331)	INTEL'S BIG DATA PUSH	CENTRES DE DONNÉES	QUENTIN HARDY
A_128	23/03/2013	(41356)	BIG DATA IS OPENING DOORS, BUT MAYBE TOO MANY	GESTION DES DONNÉES PERSONNELLES	STEVE LOHR
A_129	03/04/2013	(41367)	WHY BIG DATA IS I.B.M.'S FRIEND	CENTRES DE DONNÉES	QUENTIN HARDY
A_130	20/04/2013	(41384)	BIG DATA, TRYING TO BUILD BETTER WORKERS	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	STEVE LOHR
A_131	25/04/2013	(41389)	LOOKING AT FACEBOOK'S FRIEND AND RELATIONSHIP STATUS THROUGH BIG DATA	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	NICK BILTON
A_132	05/05/2013	(41399)	FIGHTING WORDS AGAINST BIG DATA	CRITIQUES	JANET MASLIN
A_133	17/05/2013	(41411)	BIG DATA IS WATCHING YOU	CRITIQUES	SUSAN DOMINUS
A_134	20/05/2013	(41414)	CISCO: BIG DATA IS THE NETWORK, TOO	RÉSEAUX DE TÉLÉCOMMUNICATION	QUENTIN HARDY
A_135	31/05/2013	(41425)	TECHS AND THE CITY	CRITIQUES	SCOTT MENCHIN
A_136	01/06/2013	(41426)	WHY BIG DATA IS NOT TRUTH	CRITIQUES	QUENTIN HARDY
A_137	08/06/2013	(41433)	BIG DATA IS WATCHING YOU 2	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	
A_138	19/06/2013	(41444)	USING DATA TO STAGE-MANAGE PATHS TO THE PRESCRIPTION COUNTER	CRITIQUES	STEPHANIE CLIFFORD
A_139	19/06/2013	(41444)	IN HEAD-HUNTING, BIG DATA MAY NOT BE SUCH A BIG DEAL	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	ADAM BRYANT
A_140	19/06/2013	(41444)	SIZING UP BIG DATA, BROADENING BEYOND THE INTERNET	DEFINITIONS ET ÉTATS DES LIEUX	STEVE LOHR
A_141	19/06/2013	(41444)	HANDICAPPING THE HALF-LIFE OF 'BIG DATA'	DEFINITIONS ET ÉTATS DES LIEUX	STEVE LOHR
A_142	02/07/2013	(41457)	DATA MINING, WITHOUT BIG BROTHER	ALGORITHMES ET APPLICATIONS	LEONARD H. SCHRANK AND JUAN C. ZARATE

I.2. Observations

Les salons Big Data et E-Marketing et Stratégie Clients

Nous avons produit le second matériau à partir de deux séries d'observations que nous avons effectuées lors du *salon Big Data* et du *salon E-Marketing et Stratégie Clients* qui ont

été organisés lors de l'année 2014⁴⁰. Ces deux salons nous ont semblé intéressants dans la mesure où ils font partie des deux plus importantes plateformes d'exposition des innovations réalisées, en France, dans le domaine des technologies marchandes big data. Selon nous, ils offraient ainsi un point de vue intéressant pour comprendre comment, en 2014, le big data est, pour les acteurs économiques français, un « marché de dispositifs marchands » (Cochoy, 2014) qui vise à s'inscrire dans le futur.

1.2.1. Le salon Big Data

Un peu plus de 80 exposants

Le salon *Big Data* s'est déroulé les 1 et 2 avril 2014 au *Centre des Nouvelles Industries et Technologies (CNIT)* de Paris. Lors de cette troisième édition, le salon totalise un peu plus de 80 exposants qui couvrent, selon les organisateurs, l'intégralité de la chaîne et des technologies big data proposées par les entreprises françaises et étrangères.

Durant ces deux journées, nous avons fait le tour de l'ensemble des exposants de façon à récupérer différentes documentations présentant ce qu'ils appellent leurs solutions. Nous avons ainsi pu recueillir quelques courts entretiens informels avec certains des exposants développant des dispositifs à destination des professionnels de la relation client. Nous avons également pu participer, en tant qu'auditeur, à 5 ateliers et 10 conférences organisés par ce salon (cf. tableau 4). Nous avons systématiquement enregistré et, dans le cas de démonstrations, filmé ces ateliers et ces conférences.

⁴⁰ Nous souhaitons remercier *Agri Sud-Ouest Innovation* et l'ensemble des membres du club « Transformation Alimentaire » pour avoir accepté de financer nos visites de ces deux salons.

Tableau 4. Listes des ateliers et des conférences enregistrés/filmés lors du *salon Big Data* de 2014

Type de présentation	Titre de la présentation
Atelier	<i>Sinequa</i> . Cas d'usages et nouveautés dans l'analyse du big data
Atelier	<i>SAS</i> . <i>SAS visual analytics</i> , exploration visuelle des données
Atelier	<i>SAP</i> . Gestion du « big data » BI
Atelier	<i>HP</i> . <i>Haven</i> , un socle technologique des big data pour toutes les applications
Atelier	<i>Quartet FS</i> . Bases de données <i>in-memory</i> et avantage compétitif : focus sur les cas d'usage
Conférence	La filière du big data en France : peut-on vraiment créer des « champions français » ?
Conférence	Présentation de <i>Tata Consultancy Services</i> : comment transformer vos données en ROI ? Retours d'expérience de grands groupes mondiaux
Conférence	Discours d'introduction – big data et marketing : de l'étude à l'action
Conférence	<i>Driving big data to success. A customer focused approach</i>
Conférence	Identifier des opportunités clients : comment le big data peut permettre de détecter de nouveaux marchés ?
Conférence	Le pouvoir des données ou comment créer de la valeur extrême pour les clients de <i>Nielsen</i> ?
Conférence	Pilotage du portefeuille santé et prévoyance
Conférence	L'utilisation des algorithmes de <i>machine learning</i> pour améliorer l'expérience utilisateur sur le site de <i>pagesjaunes.fr</i>
Conférence	<i>RECOMMEND</i> : un réseau social nouvelle génération agréant du contenu qualitatif
Conférence	Discours de clôture : <i>the futur of data</i>

D'une manière générale, les différentes documentations recueillies lors du *salon Big Data* ont fait l'objet d'une lecture exploratoire. L'ensemble des présentations exposées ci-dessus ont quant à elle fait l'objet :

- d'une première prise de note, à chaud, lors de la présentation ;

- d'une deuxième prise de note, à froid et plus détaillée, avec quelques retranscriptions partielles de l'enregistrement ;
- d'une lecture approfondie de l'ensemble des notes et retranscriptions.

I.2.2. Le salon E-Marketing et Stratégie Client

Environ 350 exposants

Le salon *E-Marketing et Stratégie Client* s'est déroulé du 8 au 10 avril 2014 au parc des expositions et de congrès de Paris. Ce salon est probablement un des plus importants dans le domaine de la relation client. Il regroupe deux manifestations de grande envergure : le *salon E-Marketing*, qui vise un public de professionnel dans le domaine du marketing digital, et le *salon Stratégie Client*, qui est plus focalisé sur la relation client en général. Lors de l'édition de 2014, le *salon E-Marketing* regroupe un peu plus de 200 exposants et le *salon Stratégie Client* près de 150 exposants.

Compte tenu de la taille de ce salon, nous n'avons pas pu recueillir, de manière systématique, les différentes documentations mises à disposition par les exposants. Nous avons toutefois cherché à récupérer le maximum de documentations concernant les offres réalisées dans le domaine du big data. Durant cette première phase de recueil, nous avons également pu enregistrer quelques courts entretiens informels avec certains des exposants. De même, nous avons sélectionné l'ensemble des ateliers et des conférences auxquelles nous avons participé en fonction de leur proximité avec les différentes problématiques qui caractérisent le mouvement big data. En effet, bien que le big data occupe en 2014 une place centrale dans le *salon E-Marketing et Stratégie Client*, ce dernier n'est pas, à l'inverse du *salon Big Data*, une manifestation spécialisée dans ce domaine. Cela veut dire que de nombreux ateliers et conférences du salon ne traitaient pas, à ce moment, des enjeux associés au développement des technologies marchandes big data. Aussi, comme dans le cas du *salon Big Data*, nous avons enregistré et filmé, toujours dans le cas de démonstrations, les 9 ateliers et 3 conférences présentés dans le tableau 5.

Tableau 5. Listes des ateliers et des conférences enregistrés/filmés lors du *salon E-Marketing et Stratégie Client* de 2014

Type de présentation	Titre de la présentation
Atelier	<i>tinyclues</i> . Le CRM prédictif, ou comment <i>PriceMinister</i> utilise le big data pour cibler ces newsletters
Atelier	<i>Miratech</i> . Mettez les utilisateurs au centre de votre site : tests utilisateurs, conception centrée-utilisateur
Atelier	<i>Octopeek</i> . Big data au service du marketing
Atelier	<i>AT Internet</i> . <i>Multi-touch analytics</i> et réconciliation des parcours <i>on</i> et <i>off line</i> : illustration d'un véritable pilotage « <i>end-to-end</i> »
Atelier	<i>Makazi</i> . Les algorithmes mathématiques au cœur de votre stratégie marketing
Atelier	<i>Microsoft</i> . Découvrez <i>Microsoft dynamics marketing</i> en avant-première !
Atelier	<i>Contact Lab</i> . Comment créer une véritable expérience marketing
Atelier	<i>IBM</i> . Marketing par les données : pour une expérience client optimale
Atelier	<i>Wordline</i> . Comment utiliser le « big data » comme levier d'enrichissement de la relation clients mais aussi comme source de revenus pour votre entreprise
Conférence	L'excellence client par l'écoute permanente et la connaissance client
Conférence	La vision unique du client : comment faire d'une quête un objectif réaliste ? État des lieux de l'approche unifiée et synthétique des données
Conférence	Data des objets connectés et de l'internet <i>everywhere</i> et : quelles applications marketing pour les marques ?

L'ensemble du matériau recueilli lors du *salon E-Marketing et Stratégie Client* a fait l'objet du même traitement que celui recueilli lors du *salon Big Data*.

Transition. Du passé au présent du big data

Pertinence et futur

En résumé, nous avons collecté les archives du *New York Times* dans le but de retracer le passé du big data afin de mieux comprendre comment ce dernier recouvre un processus de

mise en pertinence qui consiste à produire une définition collective de l'utilité, de l'utilisabilité et de l'acceptabilité des technologies big data. Nous avons ensuite recueilli différents matériaux lors des visites des salons que nous avons présentés de façon à mieux comprendre comment ce processus de mise en pertinence constitue, actuellement, une manière d'inscrire le mouvement big data dans le futur.

Aussi, afin de respecter la chronologie des événements, nous proposons de commencer par rendre compte de l'histoire que donnent à voir les archives du *New York Times*.

II. Le big data, c'est déjà un passé...

Toute une histoire

Rendre compte de l'histoire d'un phénomène n'est pas aisé. Faut-il le faire de manière chronologique, au risque de perdre toujours un peu de la complexité des thèmes qui constituent l'histoire ? Elle serait au contraire interminable... Ou bien, faut-il le faire par thème, au risque de perdre la chronologie des événements qui instituent l'histoire ? Auquel cas, il n'y aurait finalement plus d'histoire à raconter.

Les archives du *New York Times* que nous avons sélectionnées (par la suite le matériau) recouvrent une dynamique sociotechnique complexe. Afin d'en rendre compte le plus simplement possible sans pour autant trop la réduire, nous avons décidé de l'exposer par thème. Cependant, nous avons généralement abordé ces thèmes selon leur chronologie propre (cf. figure 10 ; le tracé bleu foncé). Nous verrons également que nous avons établi pour chaque thème un certain nombre de liens permettant de rendre visible les principaux attachements qui les réunissent (cf. figure 10 ; le tracé bleu clair). Nous avons ainsi cherché à préserver, à travers chaque thème, une certaine chronologie d'ensemble.

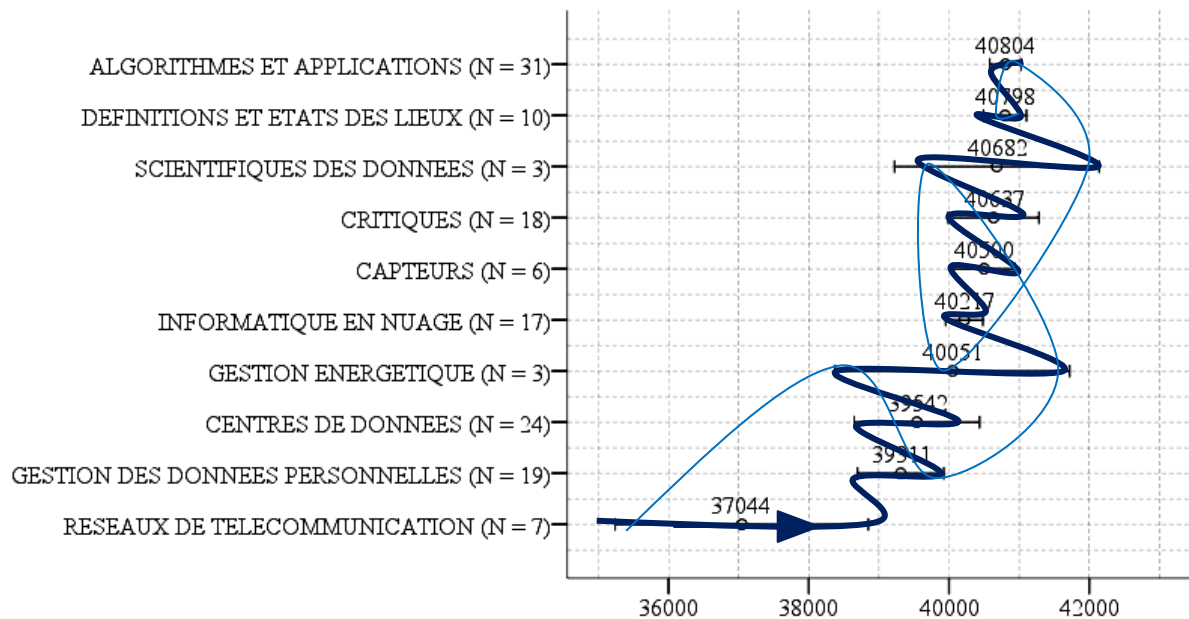


Figure 10. Méthode de présentation du compte rendu des archives du *New York Times*

II.1. La naissance des big data

Réseaux de télécommunication

Commençons par une remarque. Les journalistes du *New York Times* (que nous appellerons par la suite les journalistes) utilisent le terme big data dès la fin des années quatre-vingt-dix. En référence à ce que nous avons dit en introduction, ces derniers sont-ils victime d'une illusion ? Ce n'est pas ce que laisse penser le matériau. Les journalistes utilisent la notion de big data afin de signifier quelque chose de bien réel.

Le terme big data leur permet en effet de qualifier les réseaux que les grandes entreprises de télécommunication installent, à ce moment, sur le sol américain. Ils parlent de « *big data networking players* », une expression que l'on pourrait traduire par : acteurs des réseaux de mégadonnées. À la fin des années quatre-vingt-dix, le terme big data est donc déjà une manière de représenter l'ensemble des données qui circulent à travers les réseaux de télécommunication. Les journalistes trouveront par ailleurs (*cf.* section II.4.2) que le terme big data est utilisé, dans les années quatre-vingt-dix, selon une acception extrêmement proche de celle qu'on lui confère aujourd'hui. Steve Lohr montrera en 2013 que cela fait environ quinze ans que John Mashey, un ancien expert de la *Silicon Graphics*, parle de big data pour

souligner les problèmes de volume, de variété et de vitesse associés au stockage et au traitement des données (A_140).

II.1.1. De l'existence des big data

L'hypothèse de l'évolution

Le lectorat comprend ainsi deux choses. La première est la suivante. Si le big data, en tant que phénomène social, ne semble pas présent à la fin des années quatre-vingt-dix, les big data, en tant que phénomène technique, sont déjà là. Par conséquent, elles ne sont pas tombées du ciel en 2010 comme le laissent entendre les figures 7 et 8 exposées en introduction. Ceci nous conduit à la deuxième chose. À travers l'usage que les journalistes font, en quatre-vingt-dix, du terme big data, le lectorat se demande si les big data ne pourraient pas être nées avec les réseaux de télécommunication. En référence à notre introduction, il se dit que l'explosion de données et la rupture numérique dont parlent les acteurs pour définir le big data pourraient être un peu artificielles. Ce serait moins l'existence des big data à la fin des années quatre-vingt-dix qui relèverait de l'ordre de l'illusion, que l'explosion des données et la rupture numérique dont nous avons parlé en amont. Mais alors, comment expliquer cette autre forme d'illusion ?

Une première hypothèse serait que cette idée d'explosion de données et de rupture numérique aurait d'abord été un argument de vente qui aurait connu une importante diffusion au sein de la société. Une autre hypothèse consisterait à dire que cette idée d'explosion et de rupture serait en fait une anticipation : ces dernières n'auraient en réalité pas encore eu lieu. Nous pourrions également faire l'hypothèse que cette explosion et cette rupture se seraient finalement produites avec l'avènement des TIC. Ces hypothèses sont toutefois un peu fortes. Soyons moins tranché. L'explosion de données et la rupture numérique dont il est question en introduction sont peut-être tout cela à la fois. Une hypothèse plus solide consisterait alors à dire que cette explosion et cette rupture constitueraient *in fine* une composition d'innovations plus modestes qui se réaliseraient, encore aujourd'hui, avec le développement des TIC. Nous appellerons cette hypothèse celle de l'évolution. Et, comme nous allons le présenter, c'est cette hypothèse que le matériau permet de confirmer.

II.1.2. Les réseaux de télécommunication

Construction et démocratisation

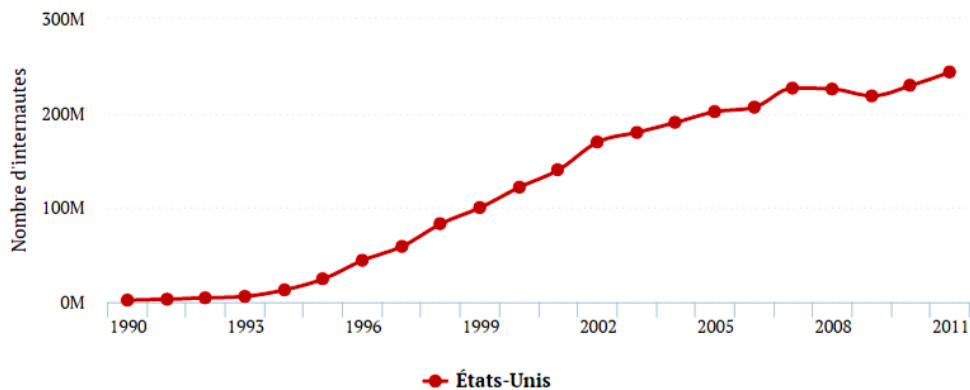
La première évolution importante du point de vue du développement des TIC est la construction des réseaux de télécommunication. Commençons donc par exposer comment le matériau rend compte de cette dynamique. De façon chronologique, il montre d'abord la mise en place, par *Bell Atlantic*, des réseaux de télécommunication longue distance aux États-Unis (A_4). Il montre ensuite comment une véritable guerre économique s'est rapidement instaurée entre les grands acteurs des télécommunications des pays industrialisés (i.e., États-Unis, Europe de l'Ouest et Grande Bretagne ; A_6, A_7 et A_8). Ces acteurs sont, par exemple, *American Telephon & Telegraph (AT&T)*, *International Business Machine (IBM)*, *Ascend Communication*, *Oracle*, *Castle Networks*, *Argon Networks*, *Siemens*, *Alcatel*, *Xylan* ou encore *Computer Communication Compatibility (3COM)*.

En juin 1999, Seth Schiesel explique comment cette guerre se manifeste concrètement par de nombreuses stratégies de compétition et de coopétition (A_8) qui ne sont pas sans rappeler celles décrites par Isabelle Bruno (2012), Franck Cochoy (2016) et au cours desquelles les grands acteurs engagés dans le développement des réseaux de télécommunication sont conduits à développer diverses formes d'alliances. Ces alliances leur permettent alors de déléguer certaines de leurs activités afin de bénéficier des avantages concurrentiels de la spécialisation. À titre d'exemple, Seth Schiesel montre qu'*AT&T* est ainsi amené à déléguer à *IBM* une partie de ses activités de gestion de la relation client (A_5). Presque deux ans plus tard, Eric Pfanner souligne que les différents fournisseurs d'accès aux TIC sont conduits à lutter les uns contre les autres de façon à proposer à leurs clients les meilleurs services aux meilleurs prix (A_11). Le lectorat comprend que c'est selon un effet de concurrence bien connu des socio-économistes que l'accès aux TIC s'est progressivement ouvert au monde. Il se dit que cette grande bataille économique aurait de ce fait eu des effets libérateurs pour deux raisons. Premièrement, elle aurait permis d'animer la vie de nombreuses entreprises ; deuxièmement, elle aurait conduit à la démocratisation des usages des TIC.

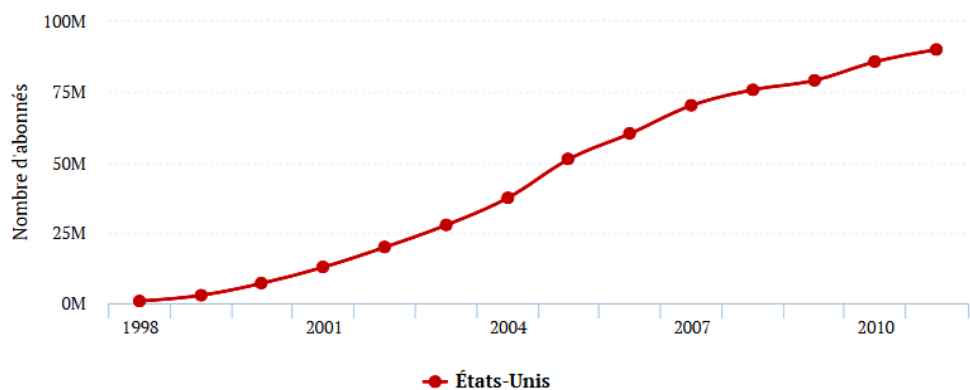
En outre, sur un plan plus quantitatif, notre matériau montre que la question du développement des réseaux de télécommunication attire l'attention des journalistes entre 1998 et 2001. Sur les sept archives portant sur ce thème, six ont été écrites entre 1998 et 2001 contre seulement une en 2013 (cf. tableau 3). Cette dernière n'en est pas moins intéressante

puisqu'elle permet de soutenir notre hypothèse de l'évolution. En effet, elle montre une certaine continuité des problématiques associées à la gestion des big data dans la mesure où Seth Schiesel pointe déjà, en 1999, qu'un des principaux enjeux de lutte entre les acteurs des télécommunications est l'amélioration de la circulation des données (A_7). En 2013, Quentin Hardy ne fait donc que répéter son collègue lorsqu'il met en avant comment *Cisco Systems* est amené à rechercher des solutions techniques permettant de faciliter, ici aussi, la circulation des données (A_134). Évidemment, ces données sont plus nombreuses en 2013 qu'en 1999. En 2013, cela fait déjà longtemps que les big data vivent (*cf.* section II.2). Elles font l'objet d'une production industrialisée (*cf.* section II.3). Elles sont sur le point d'être organisées (*cf.* section II.4). Elles ne font donc pas qu'exister, comme c'est le cas, durant la période de construction des réseaux de télécommunication.

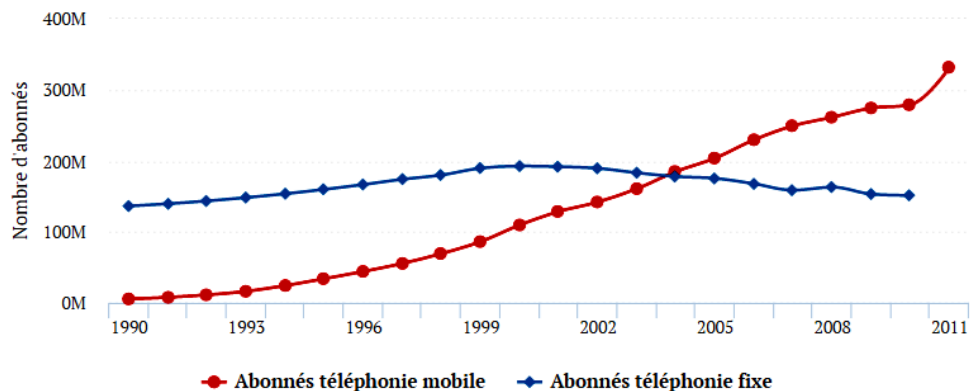
Le lectorat voit progressivement sa première intuition validée. C'est bien la construction de ces réseaux qui a donné naissance aux big data. Pourquoi ? Parce que le matériau montre que cette construction a permis la démocratisation des usages des TIC, et donc, la massification des communications numériques. Compte tenu du fait que ces communications ne peuvent faire autrement qu'impliquer diverses formes de transfert de données, ces dernières sont devenues massives dans le même temps que s'est opérée la massification des usages des TIC. Rappelons que, d'après la banque mondiale, il y a aux États-Unis 140 138 752 internautes en 2001 (contre 2 975 535 en 1991), 12 792 812 abonnés à l'internet haut débit en 2001 (contre 705 000 en 1998), et 128 500 000 abonnés aux services mobiles en 2001 (contre 7 557 148 en 1991 ; *cf.* figure 11).



Nombre d'internautes aux États-Unis



Nombre d'abonnés à l'internet haut débit aux États-Unis



Nombre d'abonnés de téléphone fixe et mobile aux États-Unis

Figure 11. Démocratisation des usages des TIC aux États-Unis⁴¹

En 2001, une gigantesque quantité de données numériques circule déjà à travers les réseaux de télécommunication. À cette époque, les big data sont probablement moins nombreuses et hétérogènes qu'aujourd'hui. Du point de vue du lectorat, il semble cependant

⁴¹ Les graphiques de la figure 11 sont tirés du *Journal du Net*.
<http://www.journaldunet.com/web-tech/chiffres-internet/etats-unis/pays-usa>

difficile de ne pas admettre leur existence. Seulement, peu de personnes semblent jusqu'aux années deux mille pouvoir ou vouloir reconnaître et faire reconnaître ces big data de première génération (big data 1G).

II.2. Faire vivre les big data

Vie privée et centres de données

Le matériau montre alors quelque chose de particulièrement intéressant concernant le processus de reconnaissance de ces big data 1G. Les premières personnes à les rendre visibles, et donc, à les faire vivre socialement, sont précisément celles qui ont le plus vivement souhaité leur enfermement. Les premières formes de reconnaissance des big data apparaissent effectivement à travers le problème du respect de la vie privée (i.e., *privacy*). Précisons néanmoins que, jusqu'en 2008, aucun partisan de cette cause ne parle explicitement de big data. Pour autant, à travers les notions de données (i.e., *data*), de données personnelles (i.e., *personal data*) et de confidentialité des données (i.e., *data privacy*), ils ne font rien d'autre que désigner les big data 1G, voire ce que nous appellerons par la suite les big data 2G (cf. section II.2.2).

Plus précisément, le matériau montre que les défenseurs du respect de la vie privée sont dès le début sévères vis-à-vis des big data. Cette sévérité est toutefois moins malveillante que protectrice. Si ces défenseurs sont si durs avec les big data, c'est parce qu'ils souhaitent les protéger des usages déviants, voire pernicioseux, qu'il est possible d'en faire. Le lectorat comprendra plus tard que cette attitude protectrice recouvre de lourds enjeux : en protégeant les big data, il s'agit de protéger ceux qu'elles représentent. Ce point est d'ailleurs particulièrement important puisqu'il montre que les défenseurs du respect de la vie privée font partie des premiers à remarquer que la vie des données et celle des humains forment un ensemble hybride dont il faut prendre soin.

II.2.1. La gestion des données personnelles

Un problème éthique fondamental

Du point de vue du matériau, la question du respect de la vie privée émerge avec le mouvement de démocratisation des TIC. En 1997, Nina Bernstein écrit ainsi que les données privées qui sont échangées sur les réseaux de télécommunication comportent un certain nombre de risques (A_3). Elle explique que ces données peuvent être détournées et faire l'objet d'usages non anticipés qui sont potentiellement dangereux. Cependant, le matériau montre que le problème du respect de la vie privée, ou si l'on préfère, celui de la gestion des données personnelles s'impose véritablement quelques années après. Ce problème semble en effet captiver l'attention des journalistes durant la période qui va de 2005 à 2009. Plus exactement, le matériau expose deux vagues de publications concernant cette problématique. La première se déroule entre 2005 et 2006, et la seconde entre 2008 et 2009 (cf. tableau 3). Ceci permet au lectorat de repérer deux périodes qui lui sembleront par la suite constituer les deux principaux problèmes de gestion des données personnelles. Ces problèmes sont celui du vol d'identité et celui de la ré-identification.

Selon les journalistes, entre 2005 et 2006, les principaux risques associés à la circulation massive des données reposent sur le fait que ces dernières comportent de nombreuses informations personnelles : les big data 1G seraient susceptibles de favoriser le vol d'identité. Et, comme Tom Zeller le note en février 2005, les enjeux du vol d'identité sont importants. Selon lui, les possibilités de piratage des données sont aussi grandes que ces dernières sont nombreuses (A_14). Afin d'illustrer concrètement ces enjeux, l'auteur s'appuie sur le cas de *ChoicePoint*. Cette entreprise spécialisée dans l'analyse des données aurait à cette période été détournée des numéros de sécurité sociale, des adresses et de bien d'autres données personnelles de près de 145 000 consommateurs⁴². Dans un contexte où le commerce en ligne se développe rapidement, Tom Zeller souligne les enjeux de la sécurisation des canaux électroniques et du chiffrement à haute vitesse. Il pointe également les lacunes juridiques du gouvernement américain dans le domaine de la gestion des données personnelles.

Trois mois plus tard, ce même auteur écrit un nouvel article qui vise, encore une fois, à mettre en avant les risques du vol d'identité et la nécessité de réguler techniquement et

⁴² Certains confrères du *New York Times* parlent de 163 000 consommateurs.

juridiquement la circulation des données (A_16). Pour ce faire, il explique comment les élèves du professeur de sécurité informatique John Hopkins ont réussi à aspirer les données des citoyens de Baltimore (e.g., actes de décès, impôts fonciers, dons de campagnes et licences professionnelles). Le lectorat se dit qu'avec les big data 1G, les informations privées peuvent rapidement basculer dans les mains du public. Il comprend mieux comment, suite à de multiples cas de piratage (e.g., *ChoicePoint*, *LexisNexis*, *Wachovia* et *Ameritrade*), le sénateur Charles E. Schumer a pu être conduit à proposer la création d'un Bureau du vol d'identité. Malgré cette importante initiative, le matériau semble néanmoins montrer que, jusqu'en 2006, le gouvernement américain ne dispose pas de loi cadre au sujet de la gestion des données personnelles (A_14, A_15, A_16, A_18, A_19, A_20 et A_21). Les dispositifs de régulation de la circulation de ces données semblent, à cette époque, plutôt constituer un patchwork de règlements parfois contradictoires.

Le lectorat remarque de cette façon qu'entre 2005 et 2006, le risque du vol d'identité permet de porter l'attention des acteurs sociaux sur les big data 1G. Leur existence doit être reconnue par le plus grand nombre afin de pouvoir contrôler leur circulation. Il comprend pourquoi un véritable effort collectif est déployé pour faire vivre, sur le plan social, les big data 1G. Et cet effort ne s'arrête pas en 2006. Seulement, le matériau montre qu'un basculement de problématique s'opère entre les années 2006 et 2008. Notons toutefois que le matériau ne fournit aucun élément permettant de comprendre comment s'est réalisé ce basculement. Aucune archive correspondant à cette période ne traite de la gestion des données personnelles (cf. tableau 3). Néanmoins, le lectorat se demande si ce basculement n'est pas finalement lié à l'avènement des big data 2G puisqu'en 2008 et avec le développement des centres de données, les big data obtiennent une véritable reconnaissance sur le plan technique. Elles ne circulent plus à l'état sauvage au sein des réseaux de télécommunication comme le font leur aînées, les big data 1G. Elles font l'objet de différentes techniques de stockage et de traitement qui permettent de structurer et de conserver leur existence. Et il semble que ces technologies, en faisant vivre les big data sur le plan technique, soient à l'origine du développement de la ré-identification. À tout le moins, le matériau permet de comprendre que le basculement du problème que pose la gestion des données personnelles débute en février 2008, c'est-à-dire lorsque Saul Hansell écrit qu'avec l'adresse *Internet Protocol (IP)*, il est difficile de rester anonyme très longtemps. Le lectorat comprend en effet qu'il ne s'agit plus, ici, du problème du vol d'identité, mais de celui de la ré-identification.

Les journalistes suivent alors le basculement impulsé par leur collègue Saul Hansell. En mars 2008, Steve Lohr expose par exemple comment les utilisateurs des TIC sont conduits à produire une empreinte numérique qui dépasse largement l'espace des courriels (A_28). Avec le développement des techniques de stockage et de traitement des données, ces emprunts favorisent la ré-identification. Cependant, et nous y reviendrons en suivant, les journalistes ne disposent en 2008 que de peu d'informations concernant les pratiques de stockage et de traitement des données. Ils n'arrivent pas à rendre correctement compte des techniques de ré-identification qui sont concrètement mobilisées. Il existe à ce niveau un certain flou qui est, selon les journalistes, principalement dû à la culture du secret qu'entretiennent les grands acteurs du domaine. Pour autant, Louise Story montre en mars 2008 que la ré-identification n'est pas qu'un fantasme de journaliste. Selon elle, les grandes entreprises que sont, par exemple, *Google*, *Yahoo* et *AOL* disposent de technologies leur permettant de ré-identifier les consommateurs (A_27). Le lectorat trouve l'argument de l'auteur convaincant puisque celui-ci repose sur le constat que les trois entreprises citées sont capables d'envoyer des annonces publicitaires personnalisées en fonction des prénoms et des noms des utilisateurs. Le problème de la ré-identification est donc moins celui des usages déviants (*cf.* le vol d'identité) que celui des usages politiques et commerciaux qu'il est possible de faire des données (A_27, A_28, A_29, A_32, A_37, A_47 et A_54).

Le matériau montre ensuite que, sous la pression des défenseurs du respect de la vie privée, les politiques sont progressivement amenées à forcer une régulation plus étroite de la circulation des données. L'objectif est d'éviter les problèmes éthiques et sociaux associés aux usages politiques et commerciaux des big data. En septembre 2008, Miguel Helft présente ainsi comment, suite aux recommandations des différents organes de régulation, *Google* finit par proposer un durcissement de sa politique de gestion des données (A_37). Selon l'auteur, les dirigeants de *Google* décident d'anonymiser les journaux de recherche des utilisateurs (*i.e.*, les *log files*) au bout de 9 mois au lieu de 18. Ceci ne se fait pas, d'ailleurs, sans animosité. Les directeurs de *Google* manifestent selon l'auteur quelques craintes concernant les impacts du durcissement de leur politique de gestion des données. Ces derniers redoutent que cette politique ait des effets négatifs sur les innovations de services qu'ils développent à partir des données. Ainsi, au fur et à mesure de ses lectures, le lectorat découvre sans grande surprise que les grands acteurs du stockage et du traitement des données ont une vision libérale de la gestion des big data. Ils partagent l'idée que les consommateurs sont capables d'accepter la libre circulation des données qu'ils produisent sous certaines conditions : les

consommateurs doivent en retour bénéficier d'une amélioration du service qu'on leur offre. Quelque chose intrigue alors le lectorat. Ce dernier se demande si, finalement, les grands acteurs des télécommunications n'ont pas depuis longtemps repéré l'existence des big data. Seulement, à l'instar des journalistes, il se dit que ces derniers ont dû trouver un intérêt à garder jusqu'ici cette existence secrète, ce qui expliquerait qu'ils n'aient pas cherché à faire reconnaître les big data aux yeux des autres acteurs de la société.

Ce n'est manifestement pas le cas des défenseurs du respect de la vie privée. On en veut pour preuve la grande persévérance que certains montrent pour faire reconnaître ces données dans le temps. C'est par exemple le cas de Patrick Leahy qui est, encore aujourd'hui, un des sénateurs démocrates du Vermont. Ce dernier a en effet joué un rôle important dans l'institution de la Loi sur la sécurité de 2009 et qui a principalement pour fonction d'améliorer la cyber-sécurité et la sûreté des informations personnelles de façon à répondre au problème du vol d'identité. Or, Patrick Leahy est également à l'origine, toujours en 2009, du projet de loi qui porte son nom (A_54) et qui a cette fois-ci pour objectif de s'attaquer directement aux entreprises et au gouvernement qui sont considérés comme responsables des principales violations du respect de la vie privée en 2008 et 2009⁴³. Le projet Leahy se donne de cette façon pour but de contraindre les organisations gouvernementales et commerciales à rendre plus transparentes leurs politiques de gestion des données. Ceci afin que ces organisations aient, à terme, pour obligation d'informer systématiquement les consommateurs-citoyens de l'existence des données les concernant tout en leur permettant de les corriger. Le projet Leahy est de ce fait présenté comme une réponse au problème de ré-identification. Il doit permettre d'éclaircir les forces technologiques ainsi que les motivations humaines et sociales qui animent les big data.

Le matériau montre alors qu'après 2009, le problème de la gestion des données personnelles se dissipe. Seulement deux archives concernant cette thématique sont disponibles après cette date (i.e., A_107 écrite en 2012 et A_128 écrite en 2013 ; cf. tableau 3). Néanmoins, le matériau ne montre pas qu'à partir de 2009, la question de la gestion des données personnelles n'existe plus : elle est bel et bien encore là. Elle existe toutefois de manière plus diffuse à travers un important effort collectif de réflexion critique qui l'entremêle à bien d'autres problèmes. Et, comme nous le verrons par la suite, ces problèmes

⁴³ Dans le cas des entreprises, ce sont les usages commerciaux des données personnelles qui sont visés. Dans le cas du gouvernement américain, c'est le programme *Terrorist Finance Tracking* qui est en ligne de mire (cf. section II.3.3).

visent à pointer, de manière plus générale, les limites éthiques et épistémologiques des big data.

II.2.2. Le stockage des données

Des enjeux économiques importants

Les défenseurs du respect de la vie privée ont largement participé à faire reconnaître les big data aux yeux de la société. Ils ont permis de les faire vivre sur le plan social. Mais, en attirant très tôt l'attention sur l'existence des big data, n'ont-ils pas également participé à les faire vivre sur le plan technique ? En pointant ce qu'il est possible de faire avec les mégadonnées, n'ont-ils pas contribué à la diffusion des pratiques de ré-identification et au développement des techniques qui les permettent ? Le matériau n'offre aucun indice concret permettant de répondre directement à ces questions. Le lectorat ne peut donc identifier clairement comment les potentielles anticipations des défenseurs du respect de la vie privée ont été ou non auto-réalisatrices. Pour autant, sur un plan purement statistique (*cf.* figure 9), le matériau montre que la problématique de la gestion des données personnelles précède celle des centres de données. Rappelons que la grande majorité des archives portant sur la question de la gestion des données personnelles est écrite entre 2005 et 2009. La grande majorité des archives portant sur le développement des centres de données a quant à elle été écrite après 2007 (17 sur 24 ; dont 6 en 2010 ; *cf.* tableau 3). Or, c'est avec le développement des centres de données que les big data ont pu accéder à une véritable vie technologique. Ce sont ces centres qui ont permis la démocratisation des pratiques de conservation, de duplication, de transfert et de traitement des big data 1G. Le lectorat se dit alors qu'en permettant au plus grand nombre de structurer et de conserver leur existence dans l'espace et dans le temps, les centres de données ont fait des big data 1G une nouvelle génération de big data : les big data 2G. L'hypothèse de la contribution des défenseurs de la vie privée à la reconnaissance technologique des données massives n'est peut-être pas à écarter...

Pour bien comprendre comment le lectorat en arrive à prendre au sérieux cette hypothèse, il est nécessaire de présenter plus en détail ce que montre le matériau. Et la première chose que nous apprennent nos sources est que les principes informatiques qui sont au cœur du fonctionnement des centres de données datent du début des années quatre-vingt-dix. John Markoff affirme en effet qu'en 1991, la *NCR Corporation* travaille déjà sur le développement

de systèmes informatiques distribués. Ces derniers ne sont donc pas des technologies de ruptures comme le laissent penser, en 2016, certains promoteurs du big data. D'après les journalistes, cela ferait près de vingt-cinq ans que les architectures informatiques auraient été pensées comme des réseaux de processeurs gravitant autour de données centralisées. Cela ferait par conséquent autant d'années que les limites de l'architecture de type von Neumann (cf. chapitre 4), c'est-à-dire d'un processeur central connecté à des données dispersées, ont été identifiées. Le principe de la centralisation des données (qui s'oppose à celui de la centralisation du traitement) n'est pas nouveau. Le lectorat comprend néanmoins que, si la différence entre le supercalculateur développé au début des années quatre-vingt-dix par la *NCR Corporation* (i.e., le *NCR 3600*) et celui élaboré dans les années deux mille par *IBM* (i.e., *Blue Gene*) n'est peut-être pas de l'ordre de la révolution, elle recouvre tout de même une importante évolution. Le *NCR 3600* n'est généralement composé que de quelques dizaines à quelques centaines de microprocesseurs et non pas de quelques centaines de milliers comme c'est le cas de *Blue Gene*⁴⁴ (cf. figure 12).

⁴⁴ Par exemple, la version *Bleu Gene* de l'*Argonne National Laboratory* est actuellement composée de plus de 250 000 processeurs.



Figure 12. Le supercalculateur *Blue Gene*⁴⁵

De plus, le *NCR 3600* constitue en 1991 une exception technologique. Son prix varie de 850 000 à plus de 8 millions de dollars. Il est ainsi une technologie de stockage et de traitement à destination des plus aisés. Les technologies plus accessibles sont d'un tout autre niveau. Steve Lohr présente par exemple en 1994 le *CD-ROM* comme un nouvel outil permettant aux professionnels (mais pas seulement) de numériser et de stocker de grandes quantités de données (A_2). Le lectorat en déduit qu'au début de la démocratisation des usages des TIC, les techniques et les pratiques de stockage et de traitement des données sont relativement modestes. Il comprend mieux comment, à ce moment, les big data 1G peuvent exister naturellement. Néanmoins, en 2001, le matériau montre que les outils accessibles à la plupart des professionnels ne sont plus adaptés aux besoins des grandes entreprises. Barnaby J. Feder affirme par exemple que, pour Michael C. Ruetters, PDG d'*EMC Corporation*, les données doivent vivre quelque part. Il ajoute que pour Linda Sanford, vice-présidente sénior du groupe de stockage d'*IBM*, le stockage devient le cœur et l'âme de toutes les affaires (A_10). Ceci conduit le lectorat à faire la remarque suivante. Les défenseurs de la vie privée

⁴⁵ La photographie de la figure 12 est disponible selon les termes de la licence *Creative Commons* intitulée *Attribution – Partage dans les Mêmes Conditions 2.0 générique*.
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:IBM_Blue_Gene_P_supercomputer.jpg?uselang=fr

n'ont pas été les premiers à repérer l'existence des big data. Comme Michael C. Ruetters et Linda Sanford le montrent, les grands acteurs du stockage et du traitement ont très tôt identifié l'existence des big data 1G. Mais, si ces derniers ont intérêt à les faire vivre aux yeux de leurs clients, ils semblent également tirer certains avantages à ne pas trop divulguer cette existence aux yeux de la société.

En 2001, les préceptes de Michael C. Ruetters et de Linda Sanford font dire au lectorat que les technologies de stockage et de traitement des données sont amenées à connaître une double évolution. Par le haut, les techniques les plus pointues (*e.g.*, le *NCR 3600*) vont être rapidement démocratisées. Par le bas, les techniques les plus accessibles (*e.g.*, les *CD-ROM*) vont changer et se perfectionner. Barnady J. Feder vient renforcer cette impression : il écrit en 2001 que Dave G. Hill, analyste chez *Aberdeen Group*, affirme que les technologies de stockage et de traitement des données vont prochainement devenir aussi complexes que les réseaux de télécommunication. Un peu à la manière du lectorat, Barnaby J. Feder projette de ce fait un processus de démocratisation de ces technologies. Et, selon ce dernier, ce mouvement commence par la mise sur le marché, à des prix très attractifs, des serveurs de stockage en réseau (*i.e.*, *Network Attached Storage ; NAS ; cf.* figure 13).



Figure 13. Un des serveurs de stockage en réseau produit par *Logitec*⁴⁶

Aussi, le matériau montre qu'entre 2001 et 2006, les centres de données ont connu une importante phase de développement. Cependant, ils restent généralement de taille

⁴⁶ La photographie de la figure 13 est disponible selon les termes de la licence *Creative Commons* intitulée *Attribution 2.0 générique*.

[https://commons.wikimedia.org/wiki/Category:Network-attached_storage?uselang=fr#/media/File:VIA_ACE-CNX_Enabled_Logitec_NAS_System_\(LSV-MS2C\).jpg](https://commons.wikimedia.org/wiki/Category:Network-attached_storage?uselang=fr#/media/File:VIA_ACE-CNX_Enabled_Logitec_NAS_System_(LSV-MS2C).jpg)

relativement modeste. Bien entendu, c'est durant cette période que *Google* a construit une bonne partie des immenses infrastructures de stockage et de traitement dont il dispose aujourd'hui (cf. figure 14). Rappelons qu'en 2006, *Google* détiendrait déjà plus de 400 000 serveurs répartis sur 25 centres de données dispatchés dans le monde entier. Mais *Google* est une des plus impressionnantes exceptions. Entre 2001 et 2006, les centres de données sont en majorité des technologies bien plus modestes qui permettent de sauvegarder et de transférer plus facilement des volumes de données considérés, à cette période, comme importants (A_12 et A_17). C'est pourquoi, ici et de manière générale, la calculabilité des big data n'apparaît pas au premier plan.



Figure 14. Un des centres de données que *Google* a construit en 2006 (*The Dalles*)⁴⁷

En référence à ce que nous avons dit plus haut, le lectorat se demande néanmoins si sa première hypothèse vis-à-vis des défenseurs du respect de la vie privée ne doit pas être révisée puisque ces derniers semblent, finalement, n'avoir rien anticipé. Ils auraient simplement permis de rendre visible certaines externalités négatives associées aux toutes premières pratiques de stockage et de traitement des données. Néanmoins, comme nous venons de le

⁴⁷ La photographie de la figure 14 est disponible selon les termes de la licence *Creative Commons* intitulée *Attribution 2.0 générique*.
<https://www.flickr.com/photos/diverse/17832143871>

souligner, le matériau montre que ces pratiques de stockage et de traitement sont, jusqu'en 2006, souvent bien modestes. Seuls les plus grands disposent de technologies suffisamment massives pour permettre la conservation et la structuration des big data 1G. De plus, ces derniers aiment la discrétion. Selon John Markoff et Saul Hansell, ils entretiennent (et *Google* en est l'exemple typique) une certaine culture du secret. Peu de personnes savent exactement, au moins jusqu'en 2006, quelles sont les types de données que ces acteurs semblent stocker en masse. Personne ne sait d'ailleurs vraiment comment et pourquoi elles le sont (A_22). Le lectorat en infère que les défenseurs du respect de la privée ont finalement pu contribuer à créer certaines des pratiques qu'ils semblent, à cette époque, pourtant dénoncer. En rendant visible, auprès du grand public, des activités de stockage et de traitement qui sont au départ des cas isolés⁴⁸, les défenseurs du respect de la vie privée n'ont-ils pas donné à d'autres l'envie de les répliquer ? Car, si Barnaby J. Feder prédit en 2001 la démocratisation des technologies de stockage et de traitement des données, cette dernière ne se produit véritablement qu'à partir de 2008 et de 2009, c'est-à-dire au moment où *System Applications and Products for data processing (SAP)*, *Teradata*, *Oracle* (A_38) puis *Hadoop* et *Cloudera* (A_44) entrent en scène et mettent sur le marché des services alternatifs à ceux qui sont principalement proposés par *Google*⁴⁹. Et le matériau montre, sans grande surprise, que la large diffusion des pratiques de stockage et de traitement des données se produit avec la démocratisation des technologies qui les rendent possible. Le lectorat se dit qu'il a bien fait ne pas écarter trop vite l'hypothèse de la participation des défenseurs du respect de la vie privée à la reconnaissance technique des big data⁵⁰. Aussi, il comprend progressivement qu'à l'image de la démocratisation des TIC (cf. section II.1.2), celle des technologies de stockage et de traitement des données s'est également produite à travers une lutte économique qui consiste, pour chaque acteur, à essayer d'inventer une spécialisation lui permettant de se démarquer.

Il saisit plus exactement que c'est cette course à la spécialisation qui a permis, entre autre, l'évolution des technologies de stockage et de traitement des données. Par exemple, en 2010 et selon Ashlee Vance, *EMC Corporation* est amené à développer son système *VPLEX*. Cette technologie permet, à ce moment, de lever certaines rigidités traditionnellement associées au

⁴⁸ Il s'agit principalement des dérives gouvernementales (cf. le programme *Terrorist Finance Tracking*) et des pratiques commerciales (cf. la capacité à personnaliser la publicité) dont nous avons parlé précédemment.

⁴⁹ Notons par ailleurs que les codes sources de ces services sont parfois maintenus ouverts.

⁵⁰ Pour une réflexion plus approfondie sur la manière dont les défenseurs du respect de la vie privée peuvent faire exister socialement le mouvement big data et les problématiques qui y sont associées, nous renvoyons aux travaux de Sami Coll (2015).

stockage et au traitement des données (A_59). Selon l'auteur, *VPLEX* constitue une nouveauté importante puisqu'elle est une manière de faire passer les centres de données d'un fonctionnement passif à un fonctionnement actif. Grâce à elle, *EMC Corporation* peut permettre à ses deux centres de données situés à New Jersey et à New York de communiquer automatiquement. De telle sorte qu'ils peuvent trier et comparer leurs données ainsi que certains de leurs procédés de structuration de ces mêmes données. Ils peuvent de cette manière s'assurer, en toute autonomie, de leur bon fonctionnement mutuel et de leur bonne coordination.

Avec le développement des algorithmes et des applications (cf. section II.4.3), le lectorat comprend qu'à partir de 2010, les centres de données doivent permettre un traitement instantané des big data (A_65). En 2011, le grand succès des systèmes de traitement en parallèle développé par *Oracle* (A_85) puis, en 2012, de ceux développés par *Hadoop* et *Cloudera* (A_117) sont de ce fait présentés comme un immense succès. Les journalistes exposent ensuite l'importance des enjeux économiques associés au stockage et au traitement des données (A_116 et A_124). En 2013, suite au développement de l'informatique en nuage et des capteurs (cf. section II.3), Quentin Hardy montre l'ampleur de la concurrence qui se joue entre un nombre toujours plus grand d'acteurs proposant divers services de conservation et de manipulation des données (A_127 et A_129).

Le lectorat comprend que le développement des centres de données a joué un rôle important dans le processus de reconnaissance des big data. Il a fait vivre les données massives sur le plan technique un peu à la manière dont les défenseurs du respect de la vie privée les ont fait vivre sur le plan social. Les centres de données n'ont-ils pas permis la domestication des big data 1G qui ont existé avec l'instauration des réseaux de télécommunication ? Comme nous l'avons vu, la large diffusion de ces centres a eu pour effet d'offrir un statut technique à des masses de données sauvages qui sont devenues, par là même, des big data 2G. En instituant la reconnaissance technique des big data, les technologies de stockage et de traitement les ont fait vivre dans le sens où, en autorisant leur structuration et leur conservation, elles ont permis de maintenir leur existence dans l'espace et dans le temps. Aussi, si faire vivre les données sur le plan social implique un certain engagement, les faire vivre sur le plan technique implique une certaine énergie.

II.2.3. Une durabilité en question

Une mauvaise gestion énergétique

Si peu d'archives traitent du problème de gestion énergétique que posent les centres de données (N = 3 ; cf. figure 9), cette question n'en reste pas moins importante. De plus, elle a le grand avantage de rappeler au lectorat la dimension matérielle de ces immenses entrepôts. Entre 2008 et 2011, Steve Lohr et Quentin Hardy écrivent ainsi une série de trois articles portant sur les enjeux de gestion énergétique que pose leur incessant fonctionnement (A_30, A_39 et A_86). Les auteurs rappellent ce que le lectorat a jusqu'ici bien compris. Les centres de données sont des infrastructures matérielles composées d'un ensemble d'unités de mémoire et de calcul reliées les unes aux autres. Les auteurs ajoutent ce que le lectorat sait déjà sans pour autant y avoir porté une réelle attention. Ces unités fonctionnent en continu et leur arrêt est bien souvent irréalisable, à tout le moins, peu souhaité. Les auteurs finissent ensuite par pointer ce que le lectorat n'a jusqu'ici pas trop considéré : ces unités consomment de l'énergie et produisent de la chaleur. Le lectorat comprend alors que, dans leur ensemble, ces différentes propriétés font des centres de données de véritables pollueurs (A_39).

C'est, du moins, ce qu'affirment les journalistes pour qui, en plus de ne pas être toujours rentables sur le plan économique, ces gros entrepôts ne sont pas écologiques. Au niveau technique, cette remise en cause apparaît problématique puisqu'elle vise les technologies de traitement en parallèle des données. Or, c'est précisément ces dernières qui permettent, en 2010, le traitement en temps (quasi)-réel des big data. Car, selon Steve Lohr et Quentin Hardy, ce sont ces mêmes techniques qui conduisent les centres de données à ne fonctionner, la majorité du temps, qu'à 10 % de leur capacité. Selon les auteurs, les anciennes technologies de stockage et de traitement des données, c'est-à-dire les bases de données relationnelles de type *Structured Query Language (SQL)*, sont plus rigides que les nouvelles. Elles sont de cette manière plus contrôlables et plus faciles à optimiser. À l'inverse, les nouveaux centres de données sont conçus selon une architecture informatique distribuée qui est souvent associée à un système de gestion dit *Not only SQL (NoSQL)*. Cette association leur confère une forte agilité et une forte capacité de traitement. Cependant, elle en fait des systèmes de calcul peu efficaces et difficiles à optimiser. D'après Steve Lohr et Quentin Hardy, une des solutions proposées consiste à rigidifier les centres de données en spécialisant les tâches des unités qui les composent. Cette technique serait en effet susceptible de permettre un meilleur

contrôle de leur performance et ainsi de faciliter leur optimisation. Toujours selon les auteurs, une autre solution serait directement associée au développement de l'informatique en nuage (cf. section II.3.1). Elle consisterait à distribuer le stockage et le traitement des données vers l'ensemble des terminaux connectés aux réseaux de télécommunication.

En prenant connaissance de la problématique écologique que pose le développement des centres de données, le lectorat se dit que la vie des big data ne relève pas d'une existence purement virtuelle. Cette existence est bel et bien physique. Il comprend que les défenseurs de la vie privée, les promoteurs des centres de données et les défenseurs de la planète ont finalement œuvré à une même cause : montrer que les big data ne sont pas issues d'une culture hors-sol. Cependant, chacun l'a fait à sa façon. Les défenseurs de la vie privée ont rapidement cherché à pointer le caractère hybride de la vie des humains et de celle des big data. Ils ont mis en avant les risques de vol d'identité puis de ré-identification associés à la circulation de ces mégadonnées. Les promoteurs des centres de données ont quant à eux rapidement affirmé que les big data doivent permettre aux entreprises de mieux avoir prise sur le marché. Ils ont cependant toujours été discrets sur les formes que peuvent prendre ces attachements. Les défenseurs de la planète ont permis de pointer comment la vie des données massives peut être attachée à celle de l'écosystème naturel. Ils ont montré que faire vivre les big data implique une certaine gestion énergétique compte tenu du fait que cette vie ne peut se maintenir sans le fonctionnement incessant d'un immense ensemble d'infrastructures matérielles.

II.3. Industrialiser la vie des big data

Informatique en nuage et capteurs

Reprenons. La construction des réseaux de télécommunication, en permettant la démocratisation des TIC, a eu pour conséquence de faire naître des masses de données qui sont une forme ancestrale de big data. Elles en forment la première génération. Comme nous l'avons vu, ces big data 1G ont pour la première fois bénéficié d'une véritable reconnaissance sociale à travers les discours des défenseurs du respect de la vie privée. Ces derniers ont de cette façon contribué à faire vivre socialement ces données massives en les rendant visible aux yeux des autres acteurs de la société. Bien sûr, les grandes entreprises engagées dans le développement des TIC ont également reconnu, dès le départ, mais de façon plus réservée,

l'existence et l'importance des big data 1G. Cependant, contrairement aux défenseurs du respect de la vie privée, ces entreprises n'ont pas souhaité faire partager les formes concrètes de cette reconnaissance. Elles ont préféré rester relativement discrètes sur le sujet.

En rendant public des pratiques de stockage et de traitement de données souvent tenues secrètes et relativement isolées, les défenseurs du respect de la vie privée ont ainsi participé à faire vivre les big data sur le plan technologique. Car c'est suite à la démocratisation des centres de données que les pratiques visées par les premiers défenseurs du respect de la vie privée se sont généralisées. Et c'est ce mouvement de démocratisation qui a permis la structuration et la conservation massive des big data 1G. En canalisant ces données sauvages, les technologies de stockage et de traitement ont permis de contrôler leur existence dans l'espace et dans le temps. Elles ont fait advenir les big data 2G. Cela veut dire qu'à travers l'engagement des protecteurs du respect de la vie privée, les acteurs politiques ont fait vivre les big data sur le plan social. En rendant publics quelques cas marquants, mais relativement isolés, ces protecteurs ont passé le relais à l'ensemble des acteurs économiques. En leur donnant l'idée de ce que les big data peuvent permettre de faire, ils ont participé à définir les contours de leur utilité. Dans le mêmes temps, ils ont fait émerger les principaux problèmes à maîtriser pour favoriser leur acceptabilité. Par conséquent, les acteurs économiques n'ont plus, à ce moment, qu'à faire vivre les big data sur le plan technologique en organisant la large diffusion des centres de données.

Jusqu'ici, les big data vivent. Observons maintenant comment la vie des big data a pu être industrialisée. Pour ce faire, commençons par regarder comment se sont développées les deux innovations technologiques que sont l'informatique en nuage et les capteurs.

II.3.1. L'informatique en nuage

Préparer l'intégration des capteurs

Sur le plan statistique, le matériau montre que le développement des technologies de l'informatique en nuage précède celui des capteurs (*cf.* figure 9). Bien que cette avance ne soit qu'une tendance statistique (par ailleurs relativement modeste), nous proposons de commencer par présenter le cas de l'informatique en nuage. Gardons néanmoins en tête que le développement de ces technologies s'est réalisé quasiment en parallèle avec celui des capteurs, voire avec celui des algorithmes et des applications. En effet, les décalages

chronologiques que représente la figure 9 reflètent avant tout la manière dont les journalistes ont porté attention à ces trois grands mouvements d'innovation. Autrement dit, même si l'avènement des capteurs, celui des algorithmes et des applications apparaissent s'être produits après celui de l'informatique en nuage, ces trois technologies ont existé quasi au même moment. Seulement, du point de vue des journalistes, ces existences renvoient à des niveaux de maturité et de reconnaissance qui ont évolué différemment dans le temps.

Soulignons que le développement des technologies de l'informatique en nuage s'inscrit dans la continuité directe de celui des centres de données. À l'instar des travaux de Bernard Stiegler *et al.* (2009), le matériau montre qu'après avoir développé ces immenses entrepôts, les plus grands acteurs du domaine (e.g., *Google, Amazon, Facebook, Yahoo* et *IBM*) ont cherché à les valoriser économiquement. Ils ont pour cela développé des services informatiques à la demande qui consistent à louer la capacité de stockage et de traitement dont ils disposent (A_34). Le matériau montre que ces services ont rapidement connu un grand succès car ils ont le grand avantage de rendre aisément accessible et calculable, en tout lieu et à tout moment, de très grandes quantités de données. L'informatique en nuage autorise de ce fait ce que Steve Lohr appelle en 2008 la continuité de l'activité (A_36). En centralisant les données et en intégrant l'ensemble des TIC, cette technologie doit permettre aux utilisateurs d'accéder facilement aux données dont ils ont besoin pour conduire leurs actions les plus quotidiennes. Le lectorat comprend progressivement que l'informatique en nuage a un double intérêt. Elle répond aux besoins de flexibilité et de mobilité des utilisateurs⁵¹. Dans le même temps, elle permet aux offreurs de recueillir des données sur les activités de leurs clients.

C'est du moins ce que Steve Lohr montre en 2010 avec le cas d'*IBM*. Dans le cadre d'un des projets impulsés par le gouvernement américain, *IBM* a proposé différents services d'informatique à la demande à la communauté des médecins (A_62). Selon l'auteur, par le biais de ces services, les médecins bénéficient de la puissance de stockage et de traitement d'*IBM*. Ils accèdent sans aucune contrainte aux grandes quantités de données qu'ils produisent quotidiennement sur leurs patients. Et ceci n'est pas négligeable étant donné que ces données sont susceptibles de leur permettre d'améliorer la qualité de leurs diagnostics médicaux, et donc, de leur service de santé. Mais, selon Steve Lohr, *IBM* est également gagnant, et pas seulement d'un point de vue financier. L'auteur ajoute effectivement qu'en retour des services

⁵¹ Notons que ces besoins de flexibilité et de mobilité touchent, à des degrés certes diversifiés, l'ensemble des formes organisationnelles, qu'elles soient plutôt domestiques ou professionnelles. Ces formes organisationnelles tendent en effet à être de plus en plus souvent structurées à court terme et selon les modèles du réseau et du projet (Boltanski & Chiapello, 1999).

proposés aux médecins, *IBM* doit pouvoir bénéficier de deux types de données : celles qui portent sur les pratiques des médecins et celles que ces derniers produisent sur leurs propres clients. *IBM* bénéficie par conséquent de nombreux avantages à disposer des données produites par les médecins : à l'instar de *Google* (cf. section II.2.1), ces données doivent aider *IBM* à développer de nouveaux services. Un peu à la manière dont Marie-Anne Dujarier (2008) et Guillaume Tiffon (2013) saisissent les activités des consommateurs/clients, le lectorat comprend que les technologies d'informatique en nuage sont un bon moyen de favoriser la participation plus ou moins directe des utilisateurs aux différentes innovations de service proposées dans le domaine des TIC (A_34).

Le matériau pointe alors l'importance du développement de l'informatique en nuage. Il met en avant comment ce développement est la prolongation de la guerre économique qui a précédemment animé les différents acteurs du stockage et du traitement de données (A_25, A_33, A_34 et A_35). Par exemple, Steve Lohr souligne en août 2008 comment *IBM* est conduit à lancer une charge virulente contre ses concurrents. À cette période, cette entreprise investit en effet plus de 300 millions de dollars dans la construction de treize centres de données destinés au développement de l'informatique en nuage (A_36). Le matériau montre ensuite comment, à travers le cas d'*Amazon Web Service* (A_40) et celui de l'offre *Big query* de *Google* (A_105), l'informatique à la demande tend à son tour à se démocratiser. Au fil de ses lectures, le lectorat comprend que cette démocratisation recouvre une importante modification du rapport que les entreprises entretiennent à l'informatique puisqu'avec l'informatique en nuage, elles n'ont plus besoin d'avoir leur propre centre de données. Il ne s'agit plus, ici, d'être propriétaire d'une infrastructure matérielle et logicielle que l'on peut modifier en interne. Il s'agit plutôt de faire usage de celle que d'autres mettent à disposition et qui est souvent conçue selon des formes standardisées que l'on ne peut pas toujours adapter sans l'intervention de son propriétaire (A_76).

Le lectorat en déduit que l'informatique en nuage constitue un second mouvement de centralisation des données. Comme nous l'avons vu, le premier est instauré à un niveau plutôt intra-organisationnel puisqu'avec le développement des centres de données, il s'agit avant tout de penser les architectures de stockage et de traitement de l'organisation selon le principe de la centralisation des données (cf. section II.2.2). Ces architectures sont alors des infrastructures matérielles et logicielles que l'on vend. Chaque entreprise détient ces propres centres de données (cf. le cas des *NAS*). Le second mouvement de centralisation des données est quant à lui bien différent. Contrairement au premier, il est instauré à un niveau plutôt inter-

organisationnel. Avec le développement de l'informatique en nuage, il ne s'agit plus de penser le stockage et le traitement des données comme un équipement à posséder, mais comme des activités que l'on peut déléguer et qui deviennent, de ce fait, un service. Et ce service a progressivement été pris en charge par différents prestataires. Avec l'informatique en nuage, les espaces de stockage et de traitement des données ne se vendent plus : ils se louent. C'est ainsi que les big data sont progressivement captées par quelques entreprises propriétaires de gigantesques centres de données.

Le matériau montre alors que, si l'informatique en nuage a joué un rôle fondamental dans le mouvement d'industrialisation de la vie des big data, celui-ci ne s'est fait que de manière indirecte. L'informatique à la demande est d'abord une technologie d'intégration. En permettant la centralisation inter-organisationnelle des big data, elle favorise avant tout l'intégration des différentes techniques qui ont permis de les faire naître (i.e., les réseaux de télécommunication), de les faire vivre (i.e., les centres de données), qui vont rapidement permettre d'industrialiser (i.e., les capteurs) et d'organiser (i.e., les algorithmes et les applications) cette vie. En d'autres termes, ce n'est pas l'informatique en nuage qui va directement autoriser l'industrialisation de la vie des big data, même si cette industrialisation n'aurait probablement pas été aussi efficace sans son développement. En préparant l'intégration de l'arrivée des capteurs, l'informatique en nuage a plutôt constitué, pour le lectorat, le terreau de la fabrication industrielle des big data.

II.3.2. Les capteurs

Une mise en culture massive

Avant de décrire comment la mise en culture massive des big data a pu s'opérer, nous souhaitons préciser que les journalistes ne parlent pas de capteurs. Ils utilisent plutôt les termes de traceurs et d'objets connectés. Néanmoins, le lectorat comprend que ces deux notions permettent aux journalistes de désigner un processus de diversification des terminaux et des capteurs qui les composent. Précisons que les terminaux informatiques sont depuis toujours constitués de plusieurs types de capteurs qui autorisent la réalisation de deux fonctions principales. La première consiste à saisir les données, c'est-à-dire à les transcrire et à les associer afin de les rendre intelligibles aux yeux des utilisateurs. La seconde consiste à saisir les activités humaines ou non, c'est-à-dire à les tracer en les réduisant à un nombre de

données plus ou moins grands. Répétons-le, les capteurs sont aussi anciens que les terminaux : ce sont donc eux qui ont permis la production et l'utilisation des big data 1G et 2G. Toutefois, les capteurs n'étaient jusqu'ici pas vraiment conçus pour industrialiser la production et l'utilisation des données. Or, ils ont aujourd'hui cette fonction. Et, du point de vue du matériau, ils ont commencé à endosser ce rôle dès 2010, avec le mouvement de diversification des terminaux. C'est en effet à cette période que, dans leur ensemble, ces terminaux ont permis d'enregistrer de façon relativement détaillée une partie non négligeable des activités quotidiennes de leurs utilisateurs. Ces terminaux sont par exemple : les ordinateurs de bureau et les ordinateurs portables ; les tablettes tactiles et les téléphones intelligents ; ou encore, les montres, les bracelets et bien d'autres objets connectés (cf. figure 15).



Figure 15. Exemple d'objets connectés miniatures développés par Archos dans la série *Smart Home*⁵²

Selon Quentin Hardy, les relations entre les terminaux, les capteurs et les centre de données ont rapidement été aussi asymétriques qu'intimement intriquées. En 2011, l'auteur

⁵² La photographie de la figure 15 est disponible selon les termes de la licence *Creative Commons* intitulée *Attribution – Pas d'Utilisation Commerciale – Partage dans les Mêmes Conditions 2.0*.

<https://www.flickr.com/photos/13815526@N02/11665867856/in/photolist-iLSC5G-hZJn9p-qD6cq4-rzLQ1f-dxRFwN-qCDQk8-dxRANq-rijdch-rzLJkX-qCSUJd-5b4zCj-qD6ai8-dxRzMw-rx9vJo-rijgTW-qqS8Gq-pTJ9eZ-dxSGKm-dxRp5h-rzhxWB-qCSVrJ-rxzWLC-pguYYQ-pgvbTS-5aZhtR-rzibL3-pgvGBr-pxY9uW-oQDgDr-pguKNF-py1aXz-5b4Aou-pguHzT-m8Gd8D-pxHNni-5b4Aiw-pgvEZt-dxKCpx-pgvFQX-pxHKMi-hZHLAC-dxKDPD-5b4zZJ-dxKEi6-hZKeRr-pgv1x1-py1b7x-hZK2sN-pxZY2v-pgvvykC>

écrit par exemple que les téléphones sont progressivement devenus de petits ordinateurs fonctionnant comme les serveurs des centres de données (A_89). Ceci fait dire au lectorat que, par le biais de l'informatique en nuage, les capteurs n'ont pas fait qu'alimenter ces grands entrepôts. En s'appropriant une partie des capacités matérielles des terminaux, ils forment de petites unités de mémoire et de calcul externes qui permettent d'augmenter la puissance de stockage et de traitement des centres de données. Après que ces derniers aient permis la centralisation intra-organisationnelle des données (cf. section II.2.2), que l'informatique en nuage ait permis la centralisation inter-organisationnelle des données (cf. section précédente), les capteurs autorisent, à leur tour, la redistribution des activités de stockage et de traitement des données sur l'ensemble des réseaux de télécommunication.

Le principe de la centralisation des données ne commence-t-il donc pas à montrer ses premières faiblesses ? Le matériau montre plutôt que non : il s'agit simplement, à cette période, de chercher des manières plus souples de centraliser le travail de conservation et de manipulation des données. Une des solutions envisagée est alors de redistribuer une partie de ce travail, mais sans pour autant mettre de côté la centralisation des données. Au contraire, par le biais des capteurs, l'objectif est même plutôt de la renforcer en allongeant le champ de contrôle des centres de données jusqu'aux terminaux. Dans une certaine mesure, les capteurs sont de cette manière enrôlés par ces centres de façon à assurer la production des big data, mais aussi, à constituer des éléments actifs de leur stockage et de leur traitement. Le lectorat comprend mieux les relations entre les entrepôts de données, l'informatique en nuage et les capteurs. Les entrepôts de données ont permis le stockage et le traitement des big data. Ils les ont fait vivre. L'informatique en nuage a permis l'intégration des terminaux, des capteurs et des centres de données. Elle a préparé la massification de la production et de l'utilisation des big data. Les capteurs ont quant à eux instauré cette massification. Ils ont industrialisé la vie des big data.

Le matériau montre ensuite que le développement des capteurs, une fois associé à celui des algorithmes, doit permettre deux grands types d'applications constituant deux grands domaines d'innovation.

Le premier est celui de l'aide à la décision. En mars 2010, selon Nick Bilton, le dernier rapport du cabinet *Mc Kinsey* souligne qu'un nombre croissant de capteurs a été intégré aux objets du quotidien (A_56). Ces capteurs doivent de cette façon favoriser la compréhension et la prédiction des comportements des consommateurs et des travailleurs de manière à soulager

et améliorer leur prise de décision. Par exemple, selon Nick Bilton, le rapport du cabinet *Mc Kinsey* explique que ces capteurs peuvent permettre de mieux contrôler et comprendre, en temps réel, les symptômes d'un patient. Ils sont de ce fait susceptibles d'aider les médecins à améliorer leur diagnostic, et donc, de les aider à prescrire des thérapies plus adaptées. Autre exemple, les capteurs doivent permettre de développer des aides à la conduite capables de détecter des collisions imminentes. Ils doivent ainsi favoriser la conception de systèmes capables de prendre automatiquement les mesures d'évitement les plus sécurisées. Comme nous l'avons déjà vu, dans le cas plus trivial de la consommation, les capteurs doivent également permettre l'amélioration, par exemple, de la pertinence des publicités.

Le second grand type d'applications que le développement des capteurs doit encourager est celui de la quantification de soi (i.e., *quantified self*). Cette dernière n'apparaît cependant pas sans lien avec l'aide à la décision puisqu'elle vise à améliorer la connaissance que les utilisateurs ont de leurs activités afin de les aider à mieux les comprendre et à les perfectionner⁵³. Steve Lohr écrit par exemple en octobre 2010 que *BodyMedia*, en étroite collaboration avec *Apple* et *Google*, a conçu un brassard sans fil capable de recueillir un grand nombre de données sur le fonctionnement du corps humain (A_63). L'auteur explique que, selon John Stivoric, directeur de *BodyMedia*, ce brassard peut renseigner 9 000 variables. Selon l'auteur, ces variables permettent par exemple de mesurer l'activité physique, les calories brûlées, la chaleur du corps et l'efficacité du sommeil.

En septembre 2012, Quentin Hardy souligne un aspect important du développement des capteurs. Selon l'auteur, un des plus forts enjeux pour les acteurs engagés dans ce développement est le partage des données (A_114). Le grand avantage des big data est de permettre de capturer et de combiner de façon novatrice une grande diversité de données. Et cet avantage est évidemment conditionné par la manière dont les données sont produites et échangées. Le lectorat en conclut qu'un des principaux problèmes posés par l'industrialisation des données est celui de la captation, c'est-à-dire de la façon dont les capteurs sont autorisés à enregistrer les activités humaines ou non et à croiser les données qui en découlent⁵⁴. Concernant l'enregistrement des activités humaines, Quentin Hardy manifeste quelques

⁵³ Il est intéressant de noter que pour Rita Goldwasser Meed, psychologue clinicienne, il existe une certaine proximité entre la quantification de soi et la thérapie cognitivo-comportementale. Dans les deux cas, l'auto-surveillance occupe une place fondamentale : elle permettrait à l'homme de mieux se connaître et de pouvoir ainsi mieux maîtriser ses actions voire, pourquoi pas, de les améliorer (A_60).

⁵⁴ C'est-à-dire, en référence à ce que nous avons dit en amont, à tracer les activités humaines ou non en les réduisant à un certain nombre de données destinées à être stockées et traitées, et à associer ces données les unes aux autres de façon à les rendre intelligible aux yeux des utilisateurs.

inquiétudes. Selon lui, la manière dont les comportements sont capturés est suspecte. L'auteur pointe plus particulièrement certaines stratégies marketing de collecte de données. Ces dernières reposent sur un principe d'option d'adhésion (i.e., *opt-in*) qui est, à ces yeux comme à ceux de certains sociologues (Kessous & Rey, 2009), plutôt discutable. Le lectorat comprend que les craintes de Quentin Hardy rejoignent finalement celles, plus anciennes, des défenseurs du respect de la vie privée. Pour les professionnels du marché, l'option d'adhésion assure que l'utilisateur consent à ce que ses activités soient enregistrées selon des clauses particulières qui sont systématiquement précisées. L'option d'adhésion est ainsi censée garantir l'assentiment des utilisateurs à la production et à l'utilisation massive des données : si cette option n'est pas cochée, il ne peut *a priori* y avoir production et utilisation de données. Cependant, pour Quentin Hardy et d'autres, cette option est présentée de façon à engager (voire forcer) le consentement des utilisateurs qui ne lisent que très rarement les clauses de captation de leurs activités.

Le lectorat saisit que, globalement, avec le développement des capteurs, l'ensemble des travailleurs et des consommateurs sont conduits à produire quotidiennement et automatiquement un grand nombre de données. Il comprend qu'avec le développement des algorithmes et des applications (cf. section II.4.3), les utilisateurs sont amenés à faire un usage toujours plus intensif des capteurs. Il se demande alors si, grâce à l'informatique en nuage, les capteurs n'ont pas fini par constituer les « rhizomes » (Deleuze & Guattari, 1976) des centres de données. Leur finalité n'est-elle pas de s'immiscer dans la vie des humains de façon à nourrir ces centres qui sont, par ailleurs, devenus moins nombreux, mais beaucoup plus grands ? Néanmoins, un peu à la manière dont Dominique Boullier (2004) considère les relations entre les TIC et les hommes comme un double jeu d'emprise, le lectorat se dit que, si les capteurs sont les rhizomes des centres de données, ils sont aussi ceux des humains. En permettant à ces derniers de saisir les données, les capteurs doivent également alimenter leur soif de connaissance. Il semble au lectorat qu'en traçant une partie toujours plus grande de l'activité du monde, ces capteurs ont finalement permis la mise en culture des big data : ils en ont fait une troisième génération (big data 3G).

D'une manière générale, le lectorat comprend maintenant comment, en 2010, le mouvement big data peut, dès le départ, faire l'objet de nombreuses critiques : les big data font problème depuis plusieurs années déjà.

II.3.3. Les critiques

Dysfonctionnement, surveillance et pseudo-objectivité

Le matériau montre en effet que le développement des technologies de l'informatique en nuage et des capteurs a pour conséquence d'impulser de façon quasi-instantanée une importante vague de critiques (*cf.* figure 9). Rappelons que ces critiques s'inscrivent souvent dans la continuité de celles qu'ont faites, dix ans auparavant, les premiers défenseurs du respect de la vie privée. Elles s'en distinguent cependant puisqu'elles portent moins sur des questions strictement juridiques, que sur des problèmes d'organisation, de contrôle et de surveillance. C'est d'ailleurs en ce sens que ces critiques sont la manifestation d'un effort collectif de distanciation qui vise, dans son ensemble, une remise en cause généralisée de l'industrialisation de la vie des big data. Du point de vue du matériau, cet effort s'articule autour de trois grandes problématiques : celle du dysfonctionnement, celle de la surveillance et du contrôle, et celle de la pseudo-objectivité.

La première série de critiques est écrite avant et pendant l'année 2011. Elle porte sur les dysfonctionnements des réseaux de télécommunication, et surtout, des technologies de l'informatique en nuage (A_9, A_79 et A_80). Par exemple, Claire Cain Miller explique en avril 2011 que, lors de la dernière panne d'*Amazon Web Services*, les entreprises clientes se sont trouvées dans l'impossibilité d'assurer correctement leurs services aux consommateurs (A_79). Selon l'auteur, cet exemple de dysfonctionnement met en avant un problème fondamental compte tenu de l'importance du développement des services d'informatique à la demande : avec l'informatique en nuage, les entreprises ne sont plus propriétaires de leur infrastructure de stockage et de traitement des données. Selon Claire Cain Miller, l'implémentation de ce type de technologies au sein des entreprises les conduit ainsi à perdre une partie du contrôle de leurs données. Le lectorat se dit que le mouvement de centralisation inter-organisationnel des données n'est donc pas dénué de toute complication. Il semble toutefois exister une solution. Steve Lohr affirme qu'afin d'éviter le problème, certains professionnels proposent de développer des technologies d'informatique en nuage privée (A_80). Le lectorat se demande si cette proposition n'est pas une manière de faire marche arrière et de revenir à la centralisation intra-organisationnelle des données. En tout cas, cette proposition ne semble pas avoir rencontré un réel succès. Le développement d'une technologie d'informatique en nuage privée implique probablement un coût trop important

pour les entreprises. De telle sorte que ces dernières préfèrent louer leurs services en se disant que le nuage est comme les avions (A_80) : malgré quelques exceptions, il est à la fois le moyen le plus sûr, le plus rapide et le moins coûteux, non plus de transporter les gens, mais de stocker et de traiter les données. En tout cas, à la manière dont le souligne Seth Schiesel en 1999 dans le cas des réseaux de télécommunication (A_9), le lectorat comprend que les dysfonctionnements de l'informatique à la demande sont extrêmement lourds de conséquences car, en 2011, une bonne partie des entreprises et des collectivités des pays industrialisés utilisent ce type de services pour organiser leurs activités.

La deuxième série de critiques s'est produite durant les années 2011 et 2012. Comme Sami Coll (2015) a pu le faire vis-à-vis des dispositifs de fidélisation, elles consistent à mettre en avant le pouvoir de surveillance et de contrôle que recouvre le traitement algorithmique des big data (A_13, A_81 et A_87). Le lectorat remarque que les références à la littérature issue de la science-fiction sont à ce niveau monnaie courante. Par exemple, John Markoff compare en octobre 2011 la psycho-histoire⁵⁵ d'Isaac Asimov et les estimations des chercheurs les plus ambitieux. Ces derniers soutiennent effectivement que les big data peuvent pour la première fois révéler les lois sociologiques qui régissent les comportements humains (A_87 ; e.g., le cas d'Alex Sandy Pentland ; 2014). Un peu à la manière de la psycho-histoire, les big data doivent permettre aux humains qui savent les utiliser de prédire le futur. Le lectorat est tout de même un peu sceptique. Il se demande à quel point, une fois traitées par les algorithmes, les données issues des capteurs peuvent constituer cette œil dans le ciel qui permet de lire dans l'avenir. Il n'en reste pas moins que les big data semblent selon lui constituer la matière première d'un système de production de connaissance à grande échelle qui recouvre, *in fine*, diverses technologies d'ingénierie sociale. L'analogie avec l'œuvre d'Isaac Asimov est donc assez frappante. Si la psycho-histoire doit servir le fameux plan d'Hari Seldon, les big data doivent orienter les actions des acteurs de la société. Aussi, du point de vue du matériau (A_13, A_81 et A_87), ces formes d'ingénieries sociales peuvent conduire à une amélioration du bien-être collectif en permettant, par exemple, la prévision d'une pandémie. Toutefois, John Markoff souligne en octobre 2011 que certains projets d'ingénierie publique rappellent aux anciens défenseurs du respect de la vie privée le souvenir nauséeux d'un des programmes du Pentagone post-9/11 (A_87). Le fameux projet *Terrorist Finance Tracking* qu'ont mis au

⁵⁵ La psycho-histoire est, dans l'œuvre d'Isaac Asimov, une nouvelle discipline qui croise la psychologie et les mathématiques. Elle a été inventée par Hari Seldon, un des personnages du *Cycle de Fondation*. À partir de calculs statistiques effectués sur les masses en fonction de paramètres économiques, sociaux et politiques, la psycho-histoire permet à Hari Seldon de prédire les événements futurs avec de très fortes probabilités.

jour les journalistes en 2006 n'est rien d'autres qu'une grande chasse aux pirates. Et, pour la faire, les autorités américaines n'ont pas hésité à mobiliser les données publiques et privées afin de surveiller les activités des personnes se trouvant sur le sol américain. Elles ont par exemple recueilli les appels téléphoniques, les courriels, les déplacements, les visas, les passeports et les transactions bancaires de centaines de millions de personnes afin de détecter des comportements suspects. Ceci fait dire au lectorat que l'ingénierie sociale permise par la combinaison des capteurs et des machines intelligentes est à l'image de l'épée de Damoclès : à double tranchant, elle permet de produire des connaissances qui peuvent aussi bien aider que nuire à la collectivité.

La troisième série de critiques est essentiellement écrite en 2013. Elle consiste à pointer les limites épistémologiques des connaissances issues du traitement algorithmique des big data (A_125, A_126 et A_136). En s'appuyant sur l'ouvrage de Lisa Gitelman (2013), David Brooks souligne ainsi en février 2013 que, bien que les big data soient un formidable outil de connaissance, elles ne permettent pas d'atteindre la réalité de manière directe et immanente (A_125). Elles font toujours l'objet d'une structuration opérée selon des prédispositions et des valeurs propres aux êtres humains⁵⁶. Le lectorat se dit que cette structuration doit constituer une sorte de point de passage obligé afin de pouvoir produire, stocker et traiter tout type de données. Nick Bilton tient au même moment un discours quasi-similaire. Il écrit en effet que pour Mark Hansen, professeur d'informatique à New York, les big data ne recouvrent pas une force magique présente dans la société (A_126). Elles sont une simple extension des êtres humains qui la composent. Elles en possèdent les faiblesses dans la mesure où elles peuvent faire ressortir des corrélations sans causes dont l'interprétation a de forte chance d'être biaisée. En juin 2013, Quentin Hardy rejoint ses collègues en s'appuyant sur les propos que Kate Crawford (chercheuse chez *Microsoft Research*) a tenu lors d'une de ses récentes conférences du moment⁵⁷. Selon Quentin Hardy, la chercheuse explique dans les « Six mythes du big data » que les mégadonnées ne sont pas objectives. Elles sont généralement produites dans des contextes particuliers qui sont extrêmement difficiles à objectiver. La validité scientifique des big data n'est en rien garantie.

À travers ces différentes critiques, le lectorat saisit que les connaissances issues du traitement algorithmique des big data ne sont pas dépourvues de toute forme de biais. Elles ne

⁵⁶ Notons que nous approfondirons ce point dans les chapitres qui vont suivre.

⁵⁷ Des propos que l'on peut retrouver sous une forme un peu différente dans l'article que l'auteur a écrit avec sa collègue Danah Boyd en 2012.

sont pas nécessairement une manière de mieux observer le monde. L'ingénierie sociale qui en découle n'est donc pas forcément une meilleure façon de le surveiller et de le contrôler : elle n'est pas un moyen plus positif de l'organiser. Par contre, cette ingénierie semble comporter certains risques de dysfonctionnement qui apparaissent toutefois assez bien maîtrisés puisque les cas de panne sont rares. Elle recouvre néanmoins des problèmes éthiques qui semblent, quant à eux, assez mal considérés. Le partage des données fait l'objet d'un principe d'adhésion très discutable qui sert surtout les intérêts des offreurs. En somme, le lectorat se demande si l'industrialisation des big data réussit bien le projet qui l'anime. Permet-elle réellement de mieux attacher la vie des humains à celle des données ?

II.4. Organiser la vie des big data

Scientifiques des données, définition et algorithmes

Du point de vue du lectorat, il semble que, jusqu'ici, l'industrialisation de la vie des big data n'a pas complètement atteint son but. Les attachements entre la vie des humains et celle des données ne sont pas aussi solides et harmonieux que certains l'ont proclamé. Il n'en reste pas moins qu'en 2010, le mouvement big data a commencé. Et il détient déjà une certaine force. Il est jeune, mais il a fait l'objet d'une longue préparation : les big data existent et vivent depuis déjà quelques années. Le big data, en tant que phénomène social, est récent. Les big data, en tant que phénomène technique, sont déjà anciennes. C'est d'ailleurs cette ancienneté qui confère au mouvement big data une certaine maturité. Les big data font déjà l'objet d'une reconnaissance sur le plan social et sur le plan technique. Il ne manque plus qu'à constituer cette reconnaissance autour d'un mouvement capable de permettre son institutionnalisation. À ce niveau, le big data a eu la chance, dès le début, de bénéficier d'une bonne présentation. Il est souvent perçu comme séduisant. Il a de l'allure. La forme est soignée et l'histoire a montré qu'elle a rapidement eu du succès. Cela ne veut pas dire pour autant que le big data est creux puisqu'en 2010, les big data ont, quant à elles, déjà traversé différentes épreuves. Elles ont fait leur preuve. Elles détiennent un certain fond.

Aujourd'hui, nous comprenons mieux comment ce fond a pu permettre au mouvement big data de perdurer dans le temps, même si ce dernier ne se chiffre qu'en quelques années seulement. Le matériau montre que c'est ce fond qui a permis au mouvement big data, dès son commencement, de faire face à ses défauts et aux critiques. L'industrialisation de la vie des

big data n'est donc pas parfaite. Le mouvement de massification de la production et de l'utilisation des big data va cependant continuer. Seulement, pour cela, il manque un élément non négligeable. Cet élément, c'est une réelle force travail capable d'organiser la vie des big data.

II.4.1. Les scientifiques des données

Le travail des humains

Le matériau montre que la première force de travail capable d'organiser la vie des big data n'est pas directement humaine. L'intervention des hommes sur le monde des données n'est en effet bien souvent qu'indirecte. Elle est intermédiée. Du point de vue du matériau, cette intermédiation est alors généralement réalisée par des machines plus ou moins auto-apprenantes que l'on nomme des algorithmes (*cf.* section II.4.3). Cependant, même si certains de ces agents de calcul semblent capables d'en programmer d'autres, le matériau montre qu'il y a toujours, *a minima* en bout de chaîne, des humains pour les fabriquer. Ces humains sont ce que les journalistes appellent des scientifiques des données.

D'emblée, cette dénomination intrigue un peu le lectorat. Bien entendu, la science n'est pas le monopole des institutions académiques. Mais pourquoi les concepteurs des agents de calcul que sont les algorithmes sont-ils qualifiés de scientifiques et pas de professionnels ? Cette appellation ne recouvrent-elles pas une certaine modification des relations entre science et industrie ? C'est du moins ce que certains journalistes laissent entendre. À maintes reprises, ils citent en ce sens les propos que tient Chris Anderson en 2008 et qui illustrent bien l'idée d'un changement de rapport entre science et industrie puisqu'ils consistent, en résumé, à soutenir la thèse que les big data doivent sonner la fin de la théorie. En effet, comme le souligne Ashlee Vance en octobre 2009, cette formule veut dire qu'avec les big data, la science doit pouvoir se réduire à un problème de données (A_53). Or, le matériau montre clairement que, jusqu'ici, les données sont avant tout en possession des grands acteurs du développement des TIC. Ils ont permis leur construction et ils ont, au sein de leurs équipes, différents professionnels qui savent les manipuler. Le lectorat se dit que c'est probablement parce que la science peut se résumer à un problème de données et que ces données existent avant tout au sein des institutions politiques et économiques, que les professionnels capables de les manipuler sont d'abord considérés comme des scientifiques.

Il éprouve toutefois une certaine incompréhension. La production scientifique des connaissances peut ne pas être le monopole de la science académique. Par contre, la science peut-elle vraiment se résumer à un problème de données ? La science des données ne recouvre-t-elle pas, plutôt, une forme plus ou moins nouvelle de management des connaissances ? C'est en tout cas ce que semble montrer le matériau. En décembre 2012, Steve Lohr écrit en effet que le big data est la continuité directe du Taylorisme. Cependant, le big data n'est pas la manifestation d'une recherche de rationalisation du travail manuel, mais plutôt celle d'une recherche de rationalisation du travail intellectuel. Or, le titre d'Organisation Scientifique du Travail désigne avant tout une technique de management des hommes qui a, par ailleurs, fait l'objet de nombreuses critiques scientifiquement fondées (Boyer & Freyssenet, 2000). En raisonnant par analogie, le lectorat déduit progressivement que la science des données est avant tout une technique de management des idées. En outre, il lui semble que si les acteurs possédant les données disent pouvoir s'affranchir de la science académique sur le plan cognitif, ils n'en restent pas moins dépendants sur le plan social : la science académique ne fait pas que former des théories, elle forme également des humains. Et, du point de vue du matériau, il apparaît urgent de produire rapidement des hommes capables de fabriquer des algorithmes puisqu'entre 2009 et 2012, ces derniers manquent cruellement (A_53, A_82 et A_120).

Ce problème n'est alors pas des moindres puisque, pour le lectorat, la science des données compose une pratique managériale assez complexe. Jusqu'ici, il a compris que le mouvement big data résulte des multiples évolutions technologiques réalisées dans le domaine des TIC⁵⁸. Il a également saisi que ces évolutions techniques s'accompagnent d'un ensemble de problèmes qui ont donné lieu à de nombreuses controverses⁵⁹. Il en conclut qu'organiser la vie des big data ne doit pas être dénué de toute difficulté. Cela implique de posséder des compétences technologiques et sociales fortement diversifiées : organiser la vie des big data demande de bien maîtriser leur cycle de vie et les enjeux sociotechniques qui y sont associés. Aussi, le matériau montre que, s'il y a peu d'applications développées à partir des big data jusqu'entre 2009 et 2012, c'est parce qu'il y a peu de personnes capables de maîtriser leur cycle de vie (A_53, A_82 et A_120). Cette maîtrise apparaît effectivement importante pour pouvoir concevoir de telles applications, sous peine que ces dernières ne soient pas perçues

⁵⁸ C'est-à-dire celles des réseaux de télécommunication, des centres de données, de l'informatique en nuage, des capteurs et des algorithmes que nous aborderons après.

⁵⁹ C'est-à-dire les problèmes du respect de la vie privée, de la gestion énergétique et ceux pointés durant l'effort collectif de réflexivité critique.

comme pertinentes par les acteurs socioéconomiques qui sont censés les utiliser. Le lectorat comprend maintenant comment, en pointant la nécessité de former entre 140 000 et 190 000 scientifiques des données, le rapport publié en 2011 par le cabinet *Mc Kinsey* a pu autant intéresser les entreprises engagées dans le mouvement big data (A_82).

II.4.2. La définition du big data

Formaliser son existence

En somme, le lectorat se dit qu'il faut former des personnes capables de fabriquer ces fameuses machines intelligentes pour permettre au mouvement big data de perdurer et de se développer. Le problème est qu'entre 2009 et 2012, le mouvement big data vient juste de commencer. Le matériau montre ainsi que peu de personnes n'ont, jusque-là, cherché à dresser un premier état de l'art à son sujet. Le lectorat se demande par conséquent si, à ce moment, les acteurs savent finalement ce qu'ils souhaitent enseigner aux futurs scientifiques des données. Il lui apparaît en effet que c'est en prenant conscience de la pénurie des concepteurs d'agent de calcul que les acteurs engagés dans le mouvement big data ont éprouvé le besoin de mieux comprendre ce dernier. À tout le moins, il ressort du matériau que la nécessité de former de tels spécialistes s'est accompagnée d'un effort collectif de définition du big data. Et cet effort semble se décomposer en trois axes. Le premier vise à dégager la singularité du big data. Le deuxième consiste à établir une sorte d'état des lieux des enjeux socioéconomiques associés à son développement. Et le troisième a pour objectif de retrouver ses origines.

Une bonne manière de définir un objet n'est-elle pas de commencer par dégager les propriétés qui permettent de le singulariser ? C'est certainement ce que doit penser Steve Lohr. En juillet 2010, ce dernier écrit en effet trois articles qui visent à distinguer ce qui est ou non du big data. Selon l'auteur, cette distinction peut être abordée de manière chronologique. Il y a un avant et un après big data. Il explique plus exactement qu'avant 2010, les données ont été une simple sous-manière de faire des affaires. Or, en 2010, elles deviennent selon lui une des principales sources de performance économique : elles sont le cœur des affaires (A_61). Le lectorat se dit que Steve Lohr n'a pas tout à fait tort puisque ce dernier ajoute que, si les données occupent en 2010 une place si importante dans la sphère économique, c'est avant tout parce que les technologies permettant leur stockage et leur traitement sont

largement démocratisées. Il rejoint donc ce que le lectorat a jusqu'ici bien compris. Le big data est une dynamique économique qui, depuis 2010, consiste à mettre les données au cœur de l'activité organisationnelle. En septembre 2011, l'auteur précise son point de vue (A_84). La centralité des données dans le monde des affaires n'est plus un critère de définition suffisant. Selon lui, ce que l'on appelle l'intelligence économique existe bien avant 2010 et consiste déjà à faire des données le centre des affaires. Cependant, le big data est autre chose que l'intelligence économique. Le big data est une manière particulière de prédire le futur. À la différence de l'intelligence économique, il n'y aurait pas besoin, avec le big data, ni de question de départ, ni de modèle d'analyse préalable pour développer des connaissances autorisant l'anticipation des avenir marchands (cf. Boullier, 2016). Le lectorat retrouve la fameuse formule de Chris Anderson (2008) : un très grand nombre de données permet de se départir de la théorie. Avec les big data, il ne s'agirait plus de chercher à confirmer des hypothèses sur le passé et le présent du monde pour mieux domestiquer son futur, mais plutôt de chercher à découvrir ces hypothèses par exploration. Cependant, pour cela, il faut d'abord concevoir des agents de calcul capables de découvrir et explorer le monde des données. Sans eux, les humains ne peuvent pas même envisager l'automatisation de la production des futurs économiques à l'ère des mégadonnées. En référence à ce que nous avons dit précédemment, Steve Lohr finit ainsi par souligner que le big data ne pourra atteindre une certaine maturité qu'à la seule condition que des personnes capables de concevoir ces agents soient formées (A_84 et A_101).

Le deuxième effort collectif de définition consiste à réaliser un premier état des lieux des enjeux socioéconomiques associés au développement du big data. Evelyn M. Rusli et Steve Lohr proposent en ce sens deux points de vue complémentaires. Evelyn M. Rusli montre en novembre 2010 que les différentes projections effectuées, pour 2014, par les acteurs engagés dans le mouvement big data sont très prometteuses. Le développement des applications réalisées à partir des big data doit croître rapidement (A_67). Le lectorat est de cette façon conduit à se demander si ceux qui ont préparé le mouvement big data ne sont pas les mêmes que ceux qui s'occupent de le mesurer et de l'anticiper. Ces acteurs disposent de statistiques permettant de faire un premier état des lieux des enjeux socioéconomiques associés au développement du mouvement big data. Ils ont donc réellement observé cette dynamique. Cependant, ces observations visent moins la description que la prédiction. Par conséquent, elles sont avant tout des prescriptions puisqu'elles ont pour principale finalité de guider l'action. Plus précisément, elles préconisent aux acteurs économiques d'entrer rapidement

dans la guerre du big data. Ainsi, le lectorat comprend mieux comment la prise de conscience du besoin de formation des concepteurs d'agent de calcul et l'effort collectif de définition sont intimement associés. Ils se nourrissent l'un et l'autre. En créant le besoin de formation, les acteurs ont créé le besoin de définition. Pour former, il faut savoir quoi enseigner. Mais, dans le même temps, en réalisant l'effort de définition, les acteurs ne provoquent-ils pas le mouvement big data ? Ne le construisent-ils pas ? Et donc, n'alimentent-ils pas, en retour, le besoin de formation ? Le lectorat peut probablement se tromper. Le matériau semble pourtant renforcer son idée. En décembre 2010, Steve Lohr prolonge en effet le point de vue de sa collègue en soulignant l'importance du rôle de l'interventionnisme étatique dans le développement du mouvement big data (A_72). Le lectorat en infère que l'engagement financier des états des pays industrialisés est, pour les politiques, une manière de prendre part à la course aux armements qui se joue sur le terrain du big data. Les acteurs engagés dans le mouvement big data ont donc réussi, au moins en partie, leur travail de définition. Ils ont montré aux yeux des politiques que le big data est quelque chose de sérieux. Notons que ces derniers n'ont pas dû être difficiles à convaincre dans la mesure où, pour certains, ils faisaient déjà un usage plus ou moins avancé des big data. En tout cas, en enrôlant les politiques dans ce mouvement, les acteurs engagés dans son développement le consolident considérablement. Pour le lectorat, la provocation fonctionne. La bataille très animée qui se déroule à cette période entre la Chine et les États-Unis en constitue une bonne illustration. Et pour mener cette guerre, il faut des armées de soldats : soit, encore une fois, il faut des hommes capables de fabriquer ces infatigables guerriers que sont les agents de calcul.

Le mouvement provoque l'effort de définition. L'effort de définition provoque le mouvement. Aussi, entre 2012 et 2013, le matériau montre que le développement du big data semble avoir pris de l'avance sur l'effort de définition. Il s'institutionnalise progressivement et de manière à durer. Il s'inscrit dans le futur. Il faut donc mieux poser ses bases et l'ancrer plus profondément dans le passé. C'est ainsi que le lectorat comprend les choses. Et c'est selon lui pourquoi Steve Lohr propose, entre 2012 et 2013, de rechercher les origines de la notion de big data. Comme nous l'avons souligné dans l'introduction de la section II.1, pour l'auteur, le terme big data n'est pas totalement nouveau. Au départ, il s'agit d'ailleurs d'un terme marketing qui fait souvent rire les ingénieurs. En aout 2012, l'auteur précise cependant qu'en 2008, trois chercheurs en informatique associés au *Computing Community Consortium* vont institutionnaliser le terme big data dans la sphère académique (A_113). C'est en effet à cette date que Randal E. Bryant, Randy H. Katz et Edward D. Lazowska écrivent un article

qui s'intitule « *Big-data computing: creating revolutionary breakthroughs in commerce, science, and society* ». En février 2013, Steve Lohr semble avoir approfondi ses recherches (A_123). Comme nous l'avons pointé dans la section II.1, il souligne ainsi que John Mashey, un praticien reconnu de la *Silicon Graphics*, fait, dans les années quatre-vingt-dix, déjà usage du terme big data dans ses présentations. Par exemple, il écrit en 1998 un support de présentation dont le titre est « *Big data... And the next wave of infrastress* ». Steve Lohr ajoute en juin 2013 que Francis X. Diebold, un économiste de l'université de Pennsylvanie, a également utilisé le terme big data en 2003. L'auteur a, à cette date, écrit son fameux article « *Big data dynamic factor models for macroeconomic measurement and forecasting: a discussion of the papers by Lucrezia Reichlin and by Mark W. Watson* ». Steve Lohr conclut de ses recherches que la notion de big data est un peu fourretout, ce que comprend le lectorat puisqu'il sait maintenant que définir le big data n'est pas si simple. Il sait que les frontières permettant de le circonscrire sont très poreuses. Le mouvement big data est préparé par une multitude d'évolutions sociotechniques réalisées dans le domaine des TIC et qui continuent, encore aujourd'hui, de le faire avancer. Néanmoins, le lectorat note avec intérêt que, pour Steve Lohr, le cœur du big data n'est, en juin 2013, pas le stockage et le traitement des données. Ce qui importe, selon lui, c'est surtout les algorithmes qui permettent de les organiser (A_140). L'apprentissage artificiel (i.e., le *machine learning*) est ainsi présenté comme le centre de gravité du big data. Cette technique semble en effet recouvrir une des seules familles d'agents de calcul qui soient capables de prédire le futur dans un environnement où les données sont très nombreuses et constamment renouvelées.

II.4.3. Des algorithmes aux applications

Le travail des machines

Que peuvent donc faire ces fameux algorithmes ? Ou plutôt, quel type d'applications permettent-ils concrètement de développer ? Sur le plan statistique, ces questions ont suscité la plus forte et la plus récente attention des journalistes. 31 archives du matériau portent en effet sur la thématique des algorithmes et des applications. Cette thématique est donc celle qui comptabilise le plus grand nombre d'articles publiés sur la période étudiée. En outre, sur ces 31 archives, 9 ont été écrites en 2011, 8 en 2012 et 7 durant la première moitié de 2013 (cf. tableau 3). La thématique des algorithmes et des applications est ainsi celle qui détient la

date moyenne de parution la plus récente (cf. figure 9). Quelles sont donc les réponses que proposent les journalistes aux questions exposées en amont ?

Du point de vue du matériau, la première journaliste à s'emparer de ce problème est Katie Hafner. Cet auteur écrit en octobre 2006 que les premières applications développées à partir des données sont les agents de recommandation (A_23 ; cf. figure 16). Selon elle, ces agents, en soumettant aux utilisateurs des produits susceptibles de les intéresser, permettent de personnaliser la relation que les entreprises entretiennent avec leurs clients. Katie Hafner ajoute que ces applications, qui apparaissent comme les plus anciennes, ont très largement contribué à la réussite de *Netflix* et d'*Amazon*.



```
For each item in product catalog,  $I_1$ 
  For each customer  $C$  who purchased  $I_1$ 
    For each item  $I_2$  purchased by
      customer  $C$ 
      Record that a customer purchased  $I_1$ 
        and  $I_2$ 
    For each item  $I_2$ 
      Compute the similarity between  $I_1$  and  $I_2$ 
```

Figure 16. Agent de recommandation d'*Amazon*⁶⁰

Le lectorat se souvient néanmoins que cette réussite ne s'est pas faite sans difficulté. Il se rappelle en effet que la personnalisation de la publicité a provoqué la méfiance des défenseurs

⁶⁰ L'algorithme présenté est tiré du rapport industriel qu'ont écrit Greg Linden, Brent Smith et Jeremy York en 2003.

du respect de la privée. Il n'est donc pas surpris lorsqu'en juillet 2008, Matt Richtel écrit que les agents de calcul peuvent permettre de développer des applications très discutables (A_31). L'auteur rappelle à juste titre que, sans eux, le programme *Terrorist Finance Tracking* n'aurait pas pu être conçu. Comment le gouvernement américain aurait-il pu imaginer pouvoir détecter des comportements suspects à partir des gigantesques bases de données de ses différents partenaires sans l'aide des machines intelligentes ? Le lectorat se dit que les algorithmes devaient avoir suivi le développement des big data : ils devaient déjà exister au temps des big data 1G et 2G. Cependant, à ce moment et de manière générale, ils étaient trop peu nombreux et puissants pour pouvoir véritablement organiser le monde des données.

Le matériau montre en effet que c'est surtout à partir de 2009 que les algorithmes ont commencé à peupler ce monde, permettant de ce fait le développement de diverses formes d'applications. Du point de vue du matériau, ces dernières peuvent être classées selon deux types d'objectif :

- un premier consistant à améliorer la gestion des risques (e.g., A_31, A_48 et A_88) ;
- un second consistant à améliorer la qualité des services (e.g., A_23, A_57, A_75, A_88, A_97, A_100 et A_112).

Plus précisément, en juin 2009, Saul Hansell écrit que *PayPal* a mis en place un agent de fouille automatique des données permettant d'identifier le risque de fraude (A_48). En octobre 2011, Quentin Hardy affirme que certains agents de calcul peuvent anticiper les effets du climat sur la culture des matières premières (A_88) : ils seraient de cette façon susceptibles d'améliorer la prévision de la production des agriculteurs, et donc, d'aider les assureurs à mieux gérer les prix des contrats qu'ils leur proposent. Toujours en octobre 2011, Steve Lohr écrit que les agents de calcul peuvent améliorer les services de santé (A_75). L'auteur s'appuie sur le cas de la numérisation des fichiers de malades financée par l'administration Obama. Comme nous l'avons vu, les agents de calcul doivent ici autoriser le croisement des données des médecins afin de les aider à mieux identifier les problèmes de santé de leurs clients et à trouver les types de thérapies les mieux adaptées. En juin 2012, Marc Parry explique que les algorithmes ont également leur place dans le domaine de l'éducation puisqu'ils peuvent prédire les échecs et les réussites des étudiants, les qualités de leurs apprentissages, et qu'ils peuvent ainsi leur recommander des enseignements et des domaines de formation adaptés (A_112). Concernant ce dernier point, Marc Parry souligne cependant

que, d'après certains psychologues, les performances de ces agents sont souvent assez décevantes. Ces limites seraient principalement dues au fait que ces algorithmes ont généralement beaucoup de mal à contextualiser les situations socio-éducatives des apprenants. Tous les agents de calcul ne sont toutefois pas aussi limités. Certains apparaissent bien plus performants. C'est du moins ce que semble montrer Steve Lohr en octobre 2011 lorsqu'il souligne la grande réussite du nouvel superordinateur d'*IBM* (*A_95*), c'est-à-dire la fameuse victoire de *Watson* (cf. figure 17) à *Jeopardy*, un des jeux télévisés les plus populaires des États-Unis. Pour le lectorat, cette réussite technologique est présentée comme l'archétype des avancées réalisées dans le domaine du big data. Cette victoire est en effet une manière de prouver au grand public que certains agents de calcul sont capables de comprendre les questions qu'on leur pose, de chercher des solutions dans la mémoire dont ils disposent et de décider de se taire s'ils n'ont pas assez confiance aux réponses qu'ils peuvent trouver. Plus encore, elle est une façon de montrer que les machines peuvent faire cela de façon plus rapide et réussie que les humains les plus experts. Du point de vue des journalistes, il semble qu'à l'ère du big data, *Watson* est un véritable modèle.

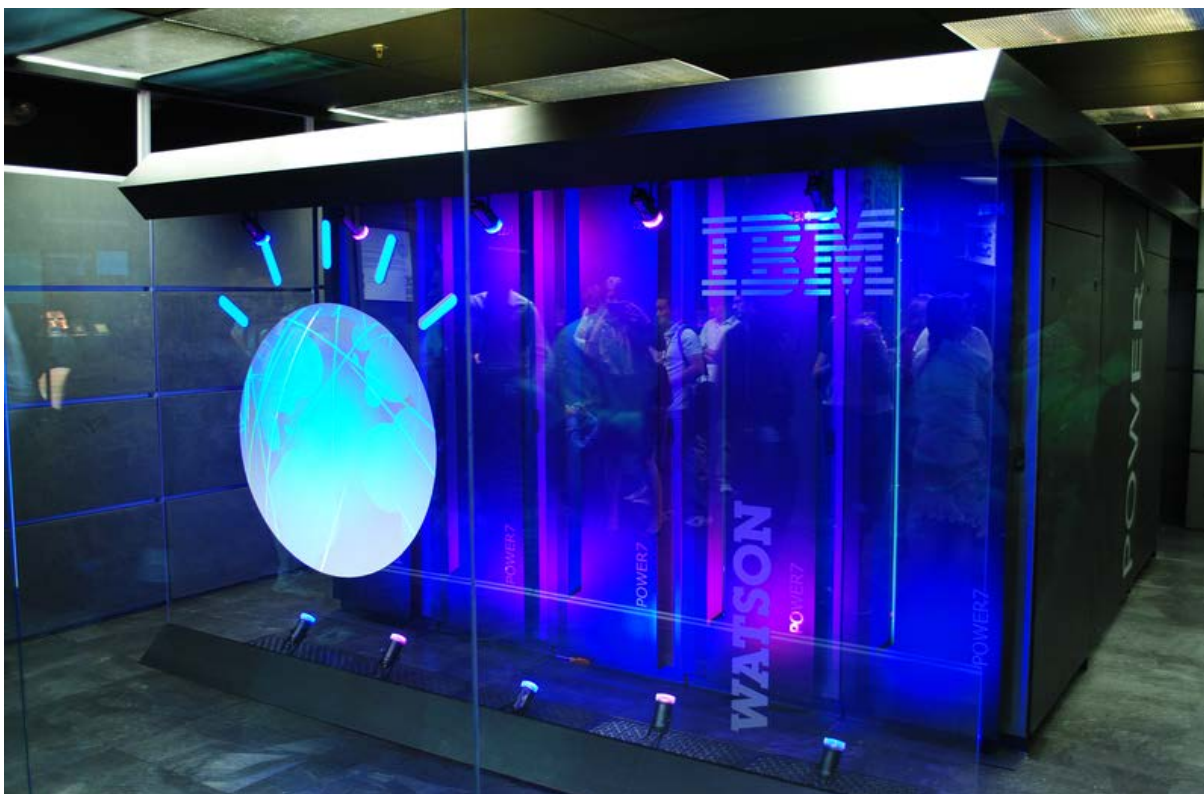


Figure 17. Le superordinateur *Watson* d'*IBM*⁶¹

Comme nous l'avons annoncé précédemment, le matériau montre plus généralement que les machines intelligentes doivent aider les humains à mieux domestiquer le futur. Elles doivent leur permettre de réaliser des prédictions sur les probabilités de réalisation d'un phénomène qui peut être d'ordre très divers (A_118, A_119, A_130). Par exemple, ce phénomène peut être en lien avec des domaines aussi différents que ceux de la santé, du commerce, de l'éducation et de la sécurité. Le lectorat pense que Steve Lohr a eu raison de souligner que les agents de calcul sont le cœur du big data puisque c'est eux qui permettent de faire tenir ensemble les masses de données recueillies par les capteurs afin de les transformer en informations intelligibles par les humains (voire par d'autres machines). C'est en ce sens que, pour le lectorat, les algorithmes ont à charge de réguler de la vie industrialisée des big data : ils doivent organiser la massification de leur production et de leur utilisation. Ils sont comme des passeurs entre le monde des données et celui des humains. Le lectorat comprend alors que le peuple des agents de calcul va connaître une forte croissance démographique. De telle sorte qu'il est susceptible de faire advenir une quatrième génération de big data (big data

⁶¹ La photographie de la figure 17 est disponible selon les termes de la licence *Creative Commons* intitulée *Attribution – Partage dans les Mêmes Conditions 3.0*.
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:IBM_Watson.PNG

4G). Après que les mégadonnées aient été sauvages, socialisées puis industrialisée, elles sont en passe d'être organisées.

Transition. La mise en pertinence des big data

De génération en génération

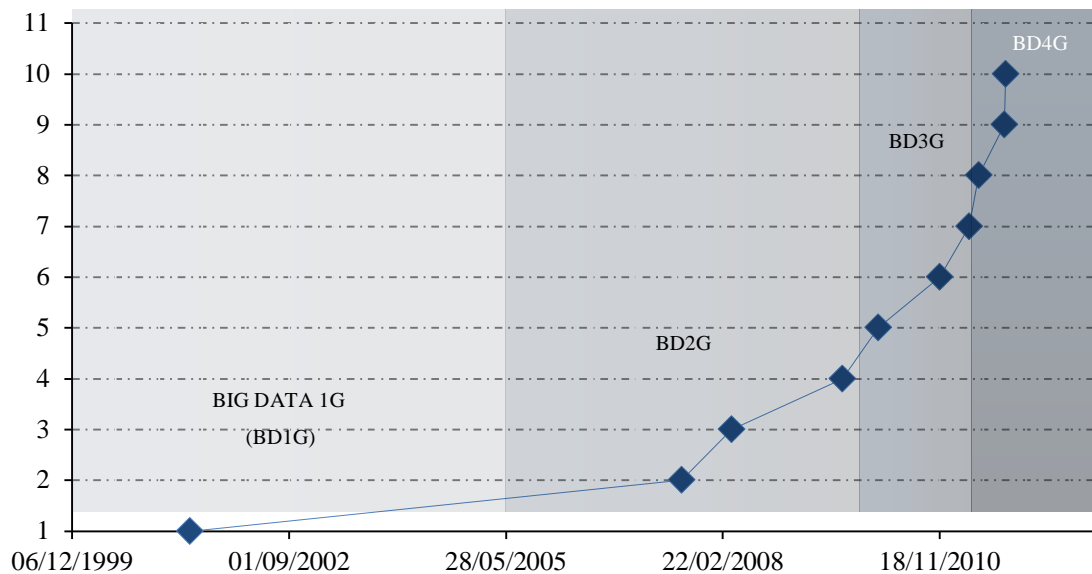


Figure 18. Les quatre générations de big data⁶²

Qu'est-ce que le big data ? Le big data, c'est d'abord l'histoire d'une évolution sociotechnique (cf. figure 18) qui constitue *in fine* ce que Madeleine Akrich (1989) et Michel Callon (1986) nomment un processus d'économicisation des innovations réalisées dans le domaine des TIC. Ce mouvement recouvre en ce sens ce que nous pourrions appeler une dynamique d'intrication de neuf espaces d'intéressement et d'entre-définition. En référence au chapitre 1, ces neuf espaces peuvent être compris comme des centres névralgiques de diffusion de représentations mentales et publiques. Ces représentations sont confrontées, transformées et renforcées durant diverses épreuves qui consistent à découvrir les compromis permettant d'associer ces représentations de façon la plus stabilisée possible. C'est donc par le biais de ces différentes épreuves qu'est produite, sur le plan macrosocial, la pertinence du

⁶² Les chiffres présentés sur l'axe des ordonnées correspondent aux 10 thématiques que nous avons précédemment exposées. Plus précisément, la ligne 1 (L1) correspond aux réseaux de télécommunication, L2 à la gestion des données personnelles, L3 aux centres de données, L4 à la gestion énergétique, L5 à l'informatique en nuage, L6 aux capteurs, L7 aux critiques, L8 aux scientifiques des données, L9 aux définitions et aux état des lieux, et L10 aux algorithmes et aux applications.

mouvement big data. Ce sont effectivement ces neuf espaces qui ont pour finalité d'assurer la bonne évolution sociotechnique des big data : ils ont pour objectif de garantir, génération après génération, leur utilité, leur utilisabilité et leur acceptabilité vis-à-vis de l'ensemble de la société. Ces neuf espaces sont les suivants.

- Le premier est celui de la science. Il traite de la valeur épistémique des big data et il renvoie plutôt à la question de leur utilité dans le sens où ce nœud doit permettre de dégager les limites et les avantages des mégadonnées du point de vue de la production des connaissances. Ce nœud a pour objectif de conférer ou non un intérêt cognitif aux données massives.
- Le deuxième espace est celui de la technique. Il traite des problèmes de stockage et de traitement que posent les big data. Il renvoie principalement à la question de leur utilisabilité dans le sens où ce nœud doit permettre aux hommes de pouvoir manipuler facilement les big data.
- Le troisième espace est celui de la politique. Il traite de l'éthique à adopter face au pouvoir de contrôle des big data et il renvoie à la question de leur acceptabilité. Ce nœud doit favoriser l'appropriation collective des mégadonnées en garantissant l'adhésion du plus grand nombre aux applications technologiques qu'elles permettent.
- Le quatrième espace est celui du droit. Il traite de la régulation de la circulation des données massives. Il renvoie également à la question de leur acceptabilité dans le sens où ce nœud doit assurer l'adéquation de l'instauration du big data avec les institutions de droits qui existent au sein des différentes sphères de la société.
- Le cinquième espace est celui de l'économie. Il traite de la valorisation des big data et il renvoie principalement à la question de leur utilité. Ce nœud a pour finalité de mettre en marché les big data, les applications qu'elles permettent et, par conséquent, de leur conférer un intérêt économique.
- Le sixième espace est celui de l'écologie. Il traite des problèmes de consommation énergétique que pose le fonctionnement des centres de données. Il renvoie plutôt à la question de l'acceptabilité des données massives dans le sens où ce nœud doit éviter que le mouvement big data contrevienne à l'idée que les hommes se font du respect de la planète.

- Le septième espace est celui de la culture. Il traite de la question de l'universalité d'une communauté organisée autour des données. Il renvoie également à la question de leur acceptabilité : ce nœud doit garantir que les conventions et les valeurs véhiculées par le mouvement big data ne soient pas source de résistances collectives.
- Le huitième espace est celui du social. Il traite des inégalités d'accès et de maîtrise qui sont associées à la production, aux usages des big data et qui renvoient, encore une fois, à la question de leur acceptabilité. Ce nœud doit faire en sorte que les applications des technologies big data ne naturalisent pas la domination d'un ou plusieurs groupes sociaux.
- Le neuvième espace est celui de l'humain. Il traite des avantages et des limites des big data du point de vue de ce que nous pourrions appeler, en référence aux travaux d'Yves Citton (2014), l'écologie de l'attention. Il renvoie principalement aux questions de l'utilité et de l'utilisabilité des mégadonnées. Ce nœud doit permettre de questionner la manière dont les technologies big data orientent l'attention individuelle, collective et conjointe des hommes.

III. Le big data, c'est aussi un présent...

Qui s'inscrit dans le futur

Mais le big data, ce n'est pas qu'un passé. C'est aussi un présent. Et ce présent est caractérisé par une dynamique d'innovation qui vise à l'inscrire dans le futur et qui s'insère directement dans le quatrième mouvement dont nous venons de parler. Car, aujourd'hui, de nombreux acteurs travaillent à développer différents algorithmes capables de mettre en ordre les données massives de façon à permettre leur exploration et leur exploitation par les organisations. Ces machines intelligentes prennent alors la forme de diverses applications qui sont déployées dans la quasi-totalité des sphères de la société. Le big data recouvre un très juteux marché de dispositifs. Compte tenu de l'étendu de ce marché et de l'intérêt que nous portons à la sphère économique, nous proposons de nous focaliser sur le seul cas des applications marchandes des technologies big data.

III.1. Quatre domaines d'innovations

Un marché de dispositifs marchands

Afin de rendre compte de l'état actuel de ce que nous pourrions appeler, en référence aux travaux de Franck Cochoy (2014), le marché des dispositifs marchands big data, nous nous appuyerons sur les deux séries d'observations que nous avons présentées en amont (*cf.* section I.2). Nous allons ainsi voir que ce marché est caractérisé par quatre domaines d'innovations. Partant du constat que tout projet big data commence généralement par un problème de recueil, de stockage ou de traitement de données (*cf.* chapitre 5), nous souhaitons commencer par présenter les innovations réalisées dans ce domaine.

III.1.1. Le recueil, le traitement et le stockage

Pour accumuler les données

Les big data ne sont pas tombées du ciel en 2010. Elles existent depuis longtemps. Il est ainsi intéressant de noter que le mouvement big data que nous connaissons aujourd'hui est une forme de prolongement de celui, plus ancien, de traçabilité. À la fin des années quatre-vingt-dix, ce dernier consiste déjà à accumuler des masses de données, parfois considérables, à des fins de contrôle qualité et juridiques (Cochoy & Terssac, 2000). À ce moment, ces données ne peuvent cependant pas faire l'objet d'une exploitation systématique en raison, notamment, de leur organisation en silo. Ceci fait que, du point de vue des acteurs économiques, il est pendant longtemps difficile de passer de la traçabilité à l'intelligence des traces (Cochoy & Terssac, 2000). Or, c'est précisément ce passage que promettent les grands acteurs de l'offre sur le marché des technologies big data. Comme nous l'avons vu dans les sections II.2.2 et II.2.3, ils proposent différentes bases de stockage de type distribuées souvent dites *NoSQL*. Ces bases reposent sur des principes de fonctionnement différents de celles dites relationnelles⁶³ et qui sont traditionnellement mobilisées par les entreprises. Conçues à l'origine pour les grands acteurs du web que sont, par exemple, *Google*, *Amazon* et *Facebook*, ces bases *NoSQL* ont l'avantage d'autoriser un balayage plus rapide et flexible des données. Elles permettent de les traiter rapidement, peu importe leur hétérogénéité.

⁶³ Rappelons que ces dernières sont souvent associées à des systèmes de gestion de données de type *SQL*.

Actuellement, de nombreux acteurs proposent des bases de données développées à partir de différentes technologies de traitement dit en parallèle à des tarifs plutôt concurrentiels. C'est par exemple le cas de *Microsoft*, de *Statistical Analysis System (SAS)*, de *Quartet FS*, d'*IBM* et d'*Hewlett-Packard (HP)*. Ces différentes entreprises mettent en effet à la disposition d'un grand nombre de professionnels des architectures de stockage et de traitement qui sont censées permettre à ces derniers de dépasser les silos de données et de réaliser des traitements en temps (quasi-)réel. À l'image de la technologie *HANA* développée par *SAP*, ces architectures sont présentées comme une véritable rupture dans le domaine de la gestion des données (cf. figure 19 : « *Not just a database. A whole new approach to data* »). La grande promesse est que cette rupture doit *in fine* permettre aux entreprises d'améliorer leur performance globale. Soulignons toutefois que, comme nous l'avons vu, cette rupture est largement discutable (cf. section II.2.2).



Figure 19. Publicité pour *HANA* de *SAP*

Il n'en reste pas moins que ces architectures favorisent le stockage et le traitement des big data. Et les big data ne se limitent pas aux données internes à l'entreprise. Elles composent aussi l'ensemble des données qui lui sont extérieures. Aussi, ces bases de données, même si elles ne sont pas tout à fait nouvelles, ouvrent la voie à de multiples innovations. Ces innovations sont réalisées dans les domaines de la visualisation des données, de l'automatisation de la décision et de la mesure de performance. Cependant, elles sont également effectuées dans un secteur plus directement associé à celui de la conservation et de la manipulation des données. Ce secteur, c'est celui de leur recueil. Certains offreurs

proposent en effet des technologies ayant pour fonction d'enrichir les bases de données internes aux entreprises en allant puiser dans l'immense univers des données externes, c'est-à-dire l'ensemble des données que sont les *open data*, mais aussi celles qui composent la totalité de l'internet. C'est le cas d'*Octopeek* qui a développé une solution destinée à enrichir les bases de données clients au moyen d'informations puisées à l'extérieur de l'entreprise (cf. figure 20).



Figure 20. Publicité d'*Octopeek*

Plus précisément, à travers son système d'« enrichissement à 360° » des données clients, *Octopeek* offre une solution de « profiling par l'email » qui a fait l'objet de trois ans de recherche-développement et qui repose sur différentes techniques d'indexation (i.e., de *crawling*), de structuration (i.e., de *scraping*) et d'apprentissage statistique (cf. chapitre 4). En

résumé, cette technologie consiste à associer le courriel d'un client à un ensemble de données externes issues :

- des réseaux sociaux ;
- des *open data* (e.g., l'*INSEE*) ;
- des bases de données des partenaires ;
- des données disponibles sur l'ensemble de l'internet.

À partir de ces associations, l'objectif est de conférer de la « valeur aux données clients » en déterminant différentes informations comme, par exemple, l'âge, la catégorie socioprofessionnelle, le lieu de résidence, les affinités, les intérêts, les styles de vie et les réseaux d'amis et de professionnels. À travers ce type de solution, les bases de données distribuées et *in-memory* peuvent donc être considérées comme des améliorations des progiciels de gestion traditionnels⁶⁴ pour au moins deux raisons. La première est qu'elles doivent permettre de compléter ou de contextualiser les données qui sont issues de ces progiciels en les associant à d'autres données internes et externes à l'entreprise. La seconde est qu'elles doivent aussi et surtout permettre le traitement de l'ensemble de ces données en temps (quasi-)réel.

Du point de vue de nos observations, il est important de souligner que les innovations réalisées dans le domaine du recueil, du traitement et du stockage des données sont ce que nous pourrions appeler les fondations du marché des technologies marchandes big data. Nous souhaitons néanmoins pointer une nouvelle fois que, si elles sont généralement présentées comme des ruptures, ces innovations n'ont en réalité rien de novateur. Lors du discours de clôture du *salon Big Data* de 2014, Doug Cutting explique par exemple qu'il n'existe plus de problème de stockage et de traitement des données. D'après lui, les technologies qu'il a participé à développer dès le milieu des années deux mille permettent de lever l'ensemble des difficultés qui peuvent exister dans ce domaine. Sur un plan purement technique, le fait qu'il n'y ait plus de problème nouveau implique, par voie de conséquence, qu'il n'y ait plus véritablement de solutions nouvelles. Si les offres développées dans le secteur des bases de données sont plutôt faussement disruptives, elles participent néanmoins à leur large diffusion. S'il existe une certaine révolution, c'est donc plutôt à ce niveau qu'elle se joue. Aujourd'hui,

⁶⁴ C'est-à-dire ce que l'on appelle généralement les *Enterprise Resource Planning (ERP)* et les outils de *Customer Relationship Management (CRM)*.

il n'y a pas que les grands acteurs du web qui peuvent accéder aux bases de données de haute performance. Par le biais de l'informatique en nuage, de très nombreuses entreprises, qu'elles soient petites, moyennes ou grandes, peuvent maintenant en bénéficier.

Mais alors, comment se fait-il que les technologies de stockage et de traitement des données soient encore aujourd'hui souvent présentées comme révolutionnaires ? Parce que, comme nous l'avons dit, elles sont les fondations du marché des dispositifs marchands big data. Cela veut dire que c'est de la bonne diffusion de ces technologies que dépend celle de tout un arsenal d'innovations. Et, parmi ces innovations, celles effectuées dans le domaine de la visualisation des données sont souvent présentées comme au premier plan. Si une entreprise peut trouver intéressant de posséder des grandes masses de données, c'est effectivement parce que d'autres promettent de les rendre humainement compréhensibles.

III.1.2. La visualisation des données

Pour comprendre les données

C'est d'ailleurs pour cette même raison qu'*IBM, SAS, SAP, HP, Microsoft* ou *Quartet FS* ne proposent pas seulement des solutions dans le domaine du stockage et du traitement des données, mais aussi dans celui de leur visualisation. Notons toutefois que l'importance accordée à ces technologies est telle que certains acteurs comme *QlikView* ou *Tableau Software* ont décidé de se spécialiser dans ce secteur d'innovation.

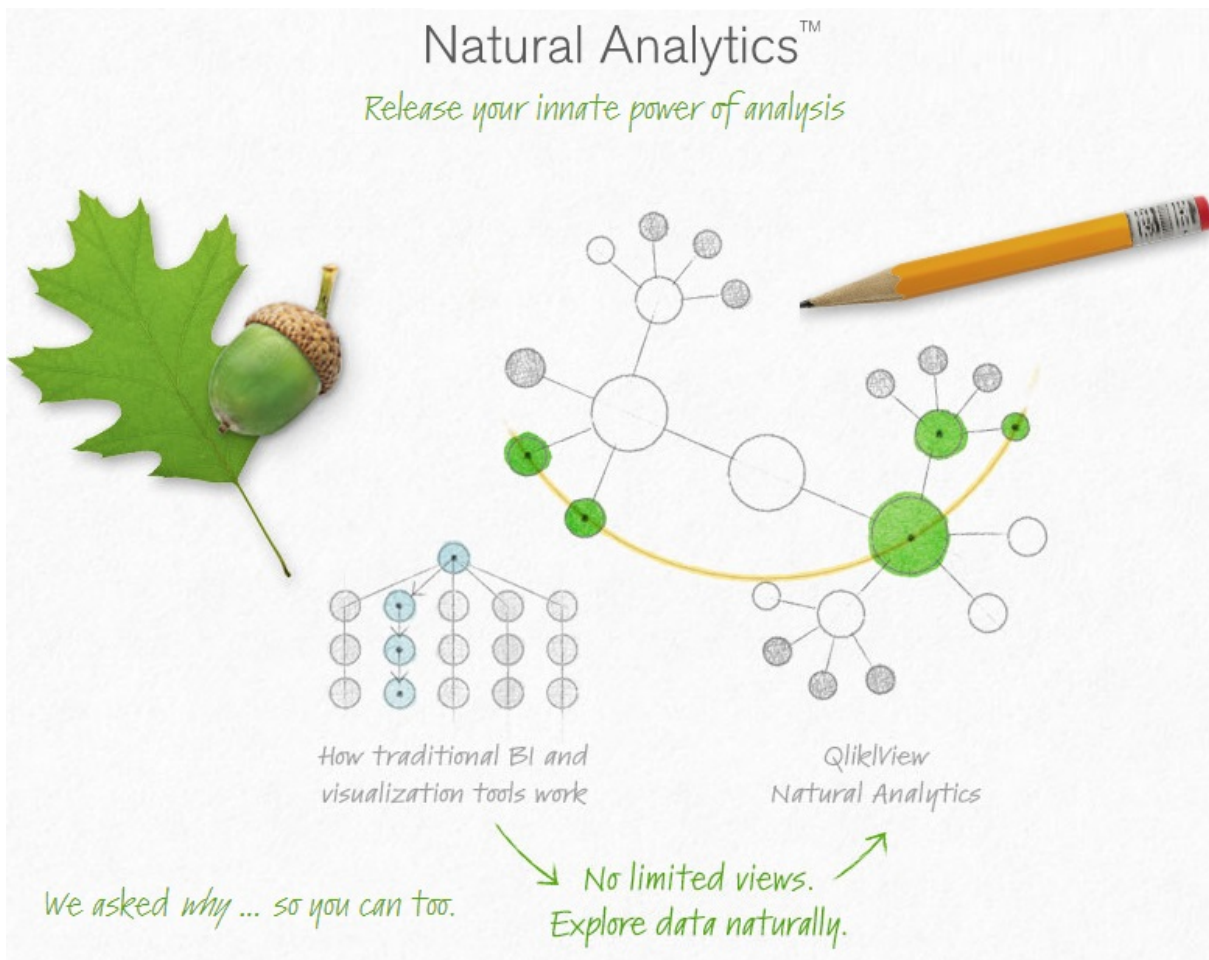


Figure 21. Publicité de *QlikView*

Comme le montre la figure 21, *QlikView* promet par exemple de faciliter l'exploration des données de manière à simplifier le travail d'enquête statistique jusqu'à en faire une activité quasi-naturelle et sans limites (cf. « *Release your innate power of analysis. No limited views. Explore data naturally* »). Le développement des innovations dans le domaine de la visualisation des données nous apparaît alors intéressant dans le sens où il met en scène une démocratisation de la pratique de l'enquête statistique. Encore une fois, ces innovations ne sont donc pas vraiment révolutionnaires en soi. Elles constituent par contre une forme d'évolution particulière du mouvement de quantification qu'a connu, depuis plusieurs dizaines d'années déjà, la discipline marketing (Cochoy, 1999).

Aussi, les tableaux de bord développés par *QlikView* et par *Tableau Software* ont pour finalité de simplifier les activités d'exploration des données. Ils permettent à des non statisticiens de naviguer à l'intérieur d'immenses bases de données sous la forme d'activités proches de celles de la recherche d'information sur internet (Kotras, 2015 ; Vayre, 2015a ;

Vayre, 2015b). Les interfaces de ces technologies sont en ce sens généralement élaborées de façon à être les plus intuitives possibles. Par exemple, les dégradés de couleurs peuvent être utilisés pour signifier l'intensité des corrélations statistiques d'une matrice (cf. figure 22).

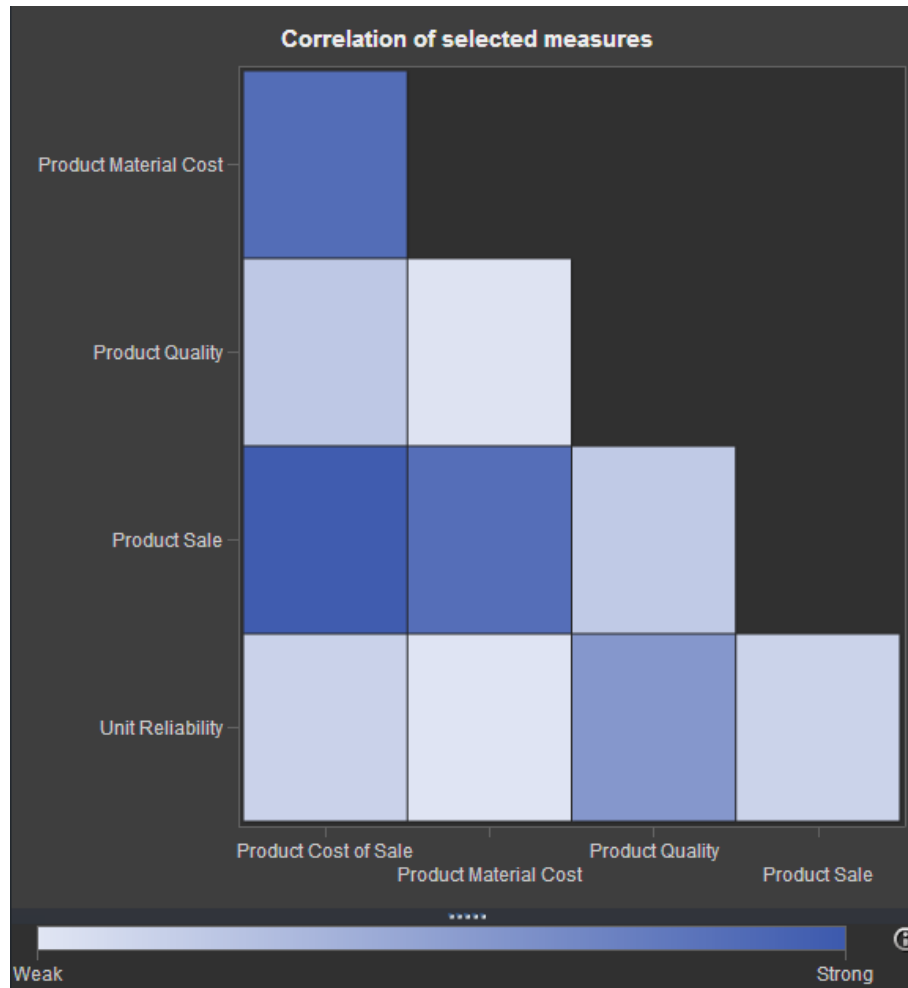


Figure 22. Matrice de corrélation

Ou encore, par le biais de ce que les professionnels appellent la technique du *drag and drop*, quelques clics suffisent à la construction d'une carte, d'un tableau ou d'un graphique (cf. figure 23).

Seattle Real Estate: Overview

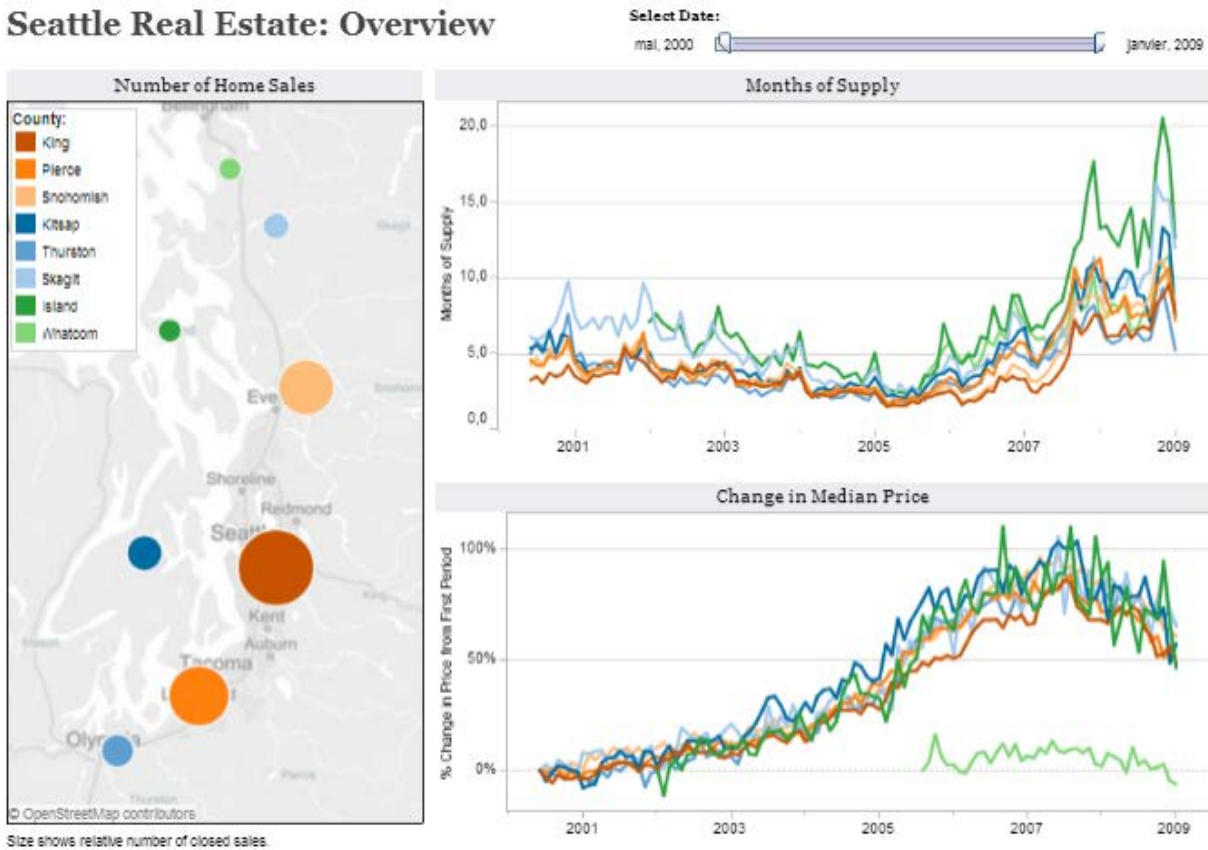


Figure 23. Tableau de bord réalisé par *Tableau Software*

Bien souvent, une simple sélection d'une zone ou d'une période définie permet de créer une carte, un tableau ou un graphique précisant l'observation. Les utilisateurs de ces technologies peuvent ainsi faire varier très simplement ce que l'on appelle en SHS les échelles d'analyse (Grossetti, 2006).

Notons toutefois que les innovations réalisées dans le domaine de la visualisation des données ne prennent tout leur sens que lorsqu'elles sont mises en relation avec celles effectuées dans les domaines de l'automatisation de la décision et de la mesure de performance. L'exploration des données n'a, en soi, pas vraiment d'intérêt pour l'entreprise si elle n'est pas directement associée à différentes stratégies d'exploitation (March, 1991a ; Mothe & Brion, 2008). Et ces dernières renvoient généralement à la conception d'applications dites intelligentes qui prennent souvent la forme d'automates décisionnels, c'est-à-dire d'agents de calcul capables de réaliser des prédictions et de les appliquer à des problèmes de décision particuliers. Nous verrons dans le chapitre 5 que l'avantage des technologies de visualisation des données est en effet de permettre le développement, l'évaluation et l'amélioration des agents de calcul. C'est d'ailleurs ici que se trouve tout l'enjeu des

applications marchandes big data : grâce à ces agents, les acteurs économiques doivent être en mesure, comme nous l'avons vu, d'organiser la vie des big data. De leur point de vue, une telle promesse doit alors se traduire, sur le plan pragmatique, par une amélioration de la performance économique de leurs actions marketing.

III.1.3. L'automatisation de la décision

Pour organiser les données

Répetons-le, les algorithmes ont un rôle centrale dans le mouvement big data puisque ce sont les seuls à être capables d'organiser la vie des données massives. Ils sont les seuls à être assez rapides et infatigables pour explorer de manière systématique les grandes masses de données de façon à dégager des prédictions qui peuvent être utiles à l'organisation de la société. Autrement dit, ils sont les seuls à permettre l'exploration et l'exploitation des big data. Ils constituent en ce sens un premier aboutissement du mouvement big data : ce sont eux qui doivent permettre aux humains de s'approprier intelligemment le monde des données. D'une manière générale, cette appropriation se fait alors par le biais de l'automatisation de la décision. Cette dernière est en effet la principale fonction que doivent remplir les agents de calcul.

Notons qu'il existe une grande diversité de façons d'appliquer les machines intelligentes au domaine du marché. Toutefois, ces applications ont généralement pour finalité d'automatiser le système de communication d'une entreprise de manière à permettre la personnalisation d'une partie des relations qu'elle entretient avec ses clients. Grâce aux algorithmes d'apprentissage statistique (cf. chapitre 4), un certain nombre d'acteurs proposent ainsi des agents de calcul capables de prédire les préférences des consommateurs de façon à personnaliser leur environnement numérique marchand. Ce faisant, ces machines à produire des futurs économiques doivent permettre aux entreprises d'augmenter leur chiffre d'affaire en rendant à la fois plus adaptables et pertinents leurs espaces de communication numérique. Comme l'expose bien le slogan de *tinyclues* (cf. figure 24), les mathématiciens et les informaticiens sont de ce fait conduits à s'allier aux commerçants afin de développer des agents de calcul capables d'apprendre à prédire, en temps réel, les avènements marchands de façon à permettre à ces machines de décider quelles informations doivent ou non être communiquées.

The image shows a logo for 'tinyclues' in a large, bold, serif font. Below the logo, the tagline 'great math. simple use. business impact.' is written in a smaller, bold, sans-serif font. The entire advertisement is centered on a white background with a thin horizontal line above and below the text.

tinyclues
great math. simple use. business impact.

Figure 24. Publicité de *tinyclues*

La promesse est claire et précise : on propose des mathématiques avancées, ou plutôt, des algorithmes compliqués pour une utilisation simple et un impact commercial réel. En d'autres termes, l'intelligence des machines doit servir le marketing en se substituant, au moins partiellement, à celle des professionnels du marché. Aussi, le développement des agents de calcul n'ont, là encore, rien de vraiment nouveau. Bien après le libre-service, la publicité ou les études de marché, ils ne sont rien d'autre qu'un nouvel avatar de ce que Catherine Granclément (2008) appelle la « vente sans vendeur ».

Il est ainsi intéressant de noter que des acteurs comme *Makazi* développent des solutions permettant à leurs clients de continuer à vendre sans vendeurs, mais de le faire sans même avoir recours aux services des mathématiciens et des informaticiens. Les solutions offertes par *Makazi* sont en effet censées autoriser les marchands à élaborer eux-mêmes leurs agents de calcul (cf. figure 25). L'avantage de ce type de technologies est de permettre à ces professionnels de développer et de modifier leurs propres dispositifs d'automatisation de la décision en fonction des problématiques marketing qu'ils peuvent rencontrer.

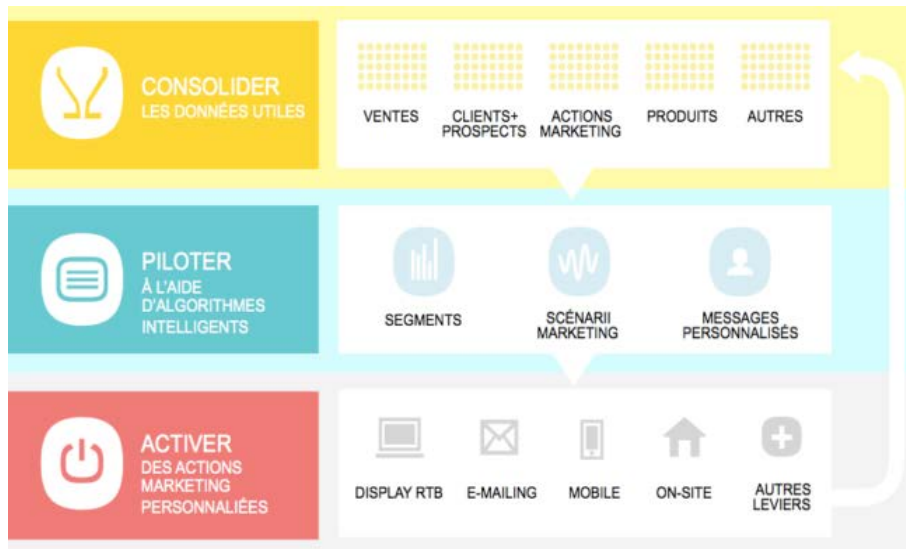


Figure 25. Publicité de *Makazi*

À l’image de *Makazi*, *Dataiku* a mis en place une offre appelée *Data Science Studio* qui, en facilitant l’accès aux technologies du big data (et donc aux techniques d’apprentissage artificiel), doit permettre à n’importe quel commerçant de se lancer dans la science des données (cf. figure 26). Avec ce type de solutions, les promesses du big data deviendraient une réalité pour tous.

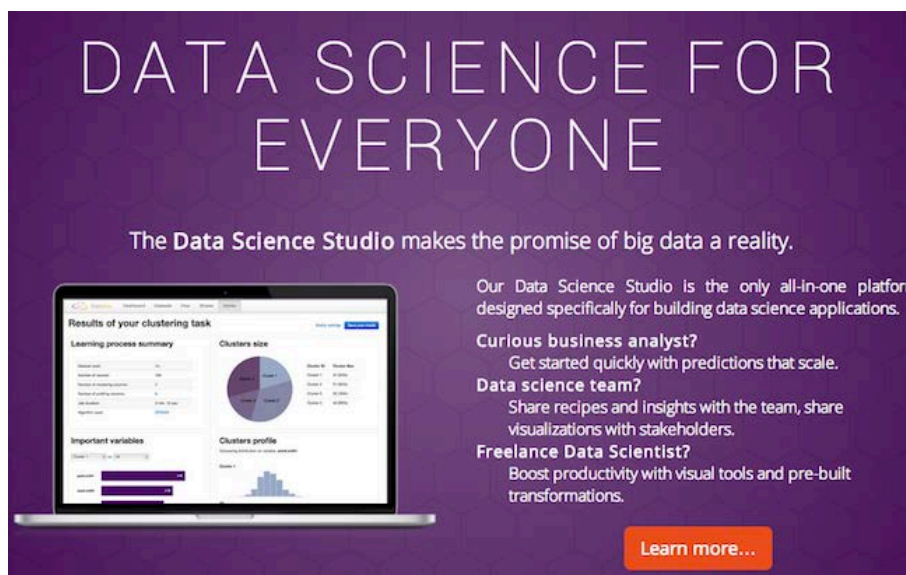


Figure 26. Publicité de *Dataiku*

Du point de vue des professionnels du marché, l’enjeu des innovations effectuées dans le domaine de l’automatisation de la décision n’est pas négligeable puisque, jusqu’ici, l’analyse

marketing reposait sur le découplage entre le moment du recueil des données et celui de leur traitement. Il fallait laisser du temps à l'enquête pour qu'il soit possible de tester des hypothèses ou d'identifier des lois via l'économétrie. Et cette enquête ne pouvait pas être réalisée sans la médiation technique des experts capables de conduire ces opérations. Ainsi, les techniques de visualisation et d'automatisation de la décision promettent la disparition de ce marketing à l'ancienne. Le temps des études est remplacé par une exploration immédiate des traces par les clients eux-mêmes et celui de la valorisation de ces études est substitué par une exploitation directe de ces traces par les agents de calcul.

III.1.4. La mesure de performance

Pour valoriser les données

Comme nous le verrons dans les chapitres 4 et 5, tout apprentissage artificiel est généralement développé et amélioré par le biais de critères de performance singuliers. Cela veut dire que la promesse d'une automatisation de la décision réussie dépend étroitement de celle d'une évaluation rigoureuse de sa performance. Pour *AT Internet*, il est en ce sens nécessaire de pouvoir « mesurer » et « calculer » la performance d'une action marketing afin de pouvoir l'« optimiser » (*cf.* figure 27).



Figure 27. Publicité d'AT Internet

AT Internet propose alors une solution d'évaluation censée permettre de réconcilier les différents parcours des consommateurs en ligne et hors ligne de façon à mesurer l'impact des actions de communication qui ont été déployées durant l'ensemble de leurs expériences d'achat. L'intérêt de cette démarche dite intégrée serait donc de pouvoir rendre compte des phénomènes de composition plus ou moins réussis entre les actions de communication réalisées physiquement et virtuellement. Les technologies de mesure de performance recouvrent en ce sens la promesse de constituer, pour les professionnels du marché, des systèmes de rétroaction leur permettant d'évaluer l'efficacité de leurs actions marketing. Par exemple, dans le cas d'une stratégie de communication multi-canal impliquant plusieurs campagnes menées par un groupe d'agents de calcul, la solution proposée par AT Internet pourrait permettre de repérer les combinaisons gagnantes ou non afin d'optimiser les apprentissages et les décisions du collectif que composent ces agents.

III.1.5. Des innovations pertinentes ?

Tout dépend pour qui

Le marché des dispositifs marchands big data recouvre quatre grands domaines d'innovation qui peuvent être compris comme un ensemble de promesses que les offreurs font aux demandeurs. Ces promesses sont celles du recueil, du traitement et du stockage des données, de la visualisation des données, de l'automatisation de la décision et de la mesure de performance. Et, presque toujours, ces promesses sont sous-tendues par une autre qui est celle du retour sur investissement ou, si l'on préfère, de l'utilité économique des technologies marchandes big data. Mais, malgré l'important travail de mise en pertinence développé par les offreurs, ces promesses sont-elles réellement performatives ? Sont-elles véritablement perçues comme pertinentes par ceux à qui elles sont énoncées ? Sur un plan très général, une première manière de chercher à répondre à cette question est de s'intéresser au niveau de diffusion des technologies big data au sein des organisations.

Lorsque l'on regarde les chiffres présentés dans le *Guide du big data* (Laffargue, 2014), on remarque rapidement que le marché des dispositifs big data suscite sans grande surprise un réel intérêt du côté des offreurs. Ce dernier connaît un taux de croissance annuel de 31,7 % selon l'*International Data Corporation (IDC)*. La situation est toutefois bien plus contrastée lorsque l'on se place du côté des demandeurs. Par exemple, le *Big Data Index EMC/IDC* estime que seulement 10 % des entreprises françaises mobilisent les technologies big data alors que plus de 70 % d'entre elles n'ont encore jamais projeté d'adopter ces mêmes technologies. Précisons que cette première version du *Big Data Index EMC/IDC* a pour objectif de mieux évaluer la perception que 160 entreprises françaises de plus de 200 salariés ont du big data, et surtout, de mieux mesurer les réalités des initiatives prises dans ce domaine lors de l'été 2012.

Cette faible diffusion des innovations réalisées dans le domaine des technologies big data est difficile à expliquer sur un plan purement empirique. Elle indique cependant qu'en 2012, les promesses des offreurs n'apparaissent pas toujours pertinentes aux yeux des demandeurs. Si l'on en croit la presse spécialisée, les entreprises n'ont pas toujours, au moins jusqu'en 2014, les ressources économiques, techniques, organisationnelles et culturelles leur permettant d'envisager un projet de développement big data. Cela veut dire qu'avant cette date, pour une bonne partie des entreprises, les technologies marchandes big data recouvrent

un coût d'intégration économique ou sociotechnique potentiellement trop élevé en rapport à leur utilité. Les discours ne suffisent pas à soutenir les pratiques pour la bonne raison que la mise en œuvre des promesses requiert ici de lourds investissements dont le coût vient modérer la foi que les acteurs peuvent leur accorder.

Néanmoins, le rapport d'enquête publié par *Tata Consultancy Services (TCS ; Krishnan et al. 2013)* propose un angle de vue un peu différent qui montre que la performativité globale des promesses des offreurs n'est peut-être pas si faible qu'elle n'y paraît. Sur les 1 217 entreprises enquêtées par *TCS* durant les mois de décembre 2012 et janvier 2013, un peu plus de la moitié (50,75 %) ont en effet lancé une ou plusieurs initiatives dans le domaine du big data (68 % des firmes américaines, 51 % des firmes latino-américaines, 48 % des firmes européennes et 39 % des firmes d'Asie-Pacifique). Nous sommes donc bien au-dessus des chiffres présentés par le *Big Data Index EMC/IDC*. Comment expliquer cet écart ? *A priori*, il ne s'agit pas d'un manque de fiabilité de la part des organismes qui ont effectué ces enquêtes. Seulement, il est important de bien comprendre que les compagnies considérées par *TCS* sont des entreprises qui bénéficient des services informatiques proposés par *TCS*. Elles sont par conséquent plutôt prédisposées (sur les plans économique, technique, organisationnel et culturel) à mettre en place un projet d'intégration d'innovations issues du domaine de l'informatique industrielle. L'écart existant entre les chiffres du *Big Data Index EMC/IDC* et ceux du rapport d'enquête de *TCS* n'est donc pas sans intérêt. Il montre que, pour les entreprises déjà demandeuses de services informatiques, les promesses des offreurs de technologies marchandes big data apparaissent plutôt pertinentes. Ajoutons que nous n'avons cependant pu recueillir aucune information permettant d'évaluer, sur le plan quantitatif, les niveaux d'utilité, d'utilisabilité et d'acceptabilité que les demandeurs accordent concrètement aux technologies big data. Il nous est donc impossible de quantifier les formes de la pertinence que les demandeurs semblent, en général, accorder ou non à ces dispositifs.

III.2. Un appareil de communication

Une entité macroscopique

Le big data a un passé et un présent. Que nous apprennent-ils donc ? Sur un plan purement descriptif, ils nous apprennent que le big data est une évolution sociotechnique qui peut être comprise comme un processus d'institutionnalisation d'une entité macroscopique qui n'est

rien d'autre qu'un gigantesque appareil de communication. Et il est selon nous possible d'examiner cet appareil selon deux points de vue. En surface, ce dernier compose un immense système d'information qui recouvre, d'un point de vue profond, ce que nous pourrions appeler un processus de documentation.

III.2.1. Un système d'information

Six groupes d'éléments techniques

Plus précisément, en surface, le big data est une dynamique d'assemblage de six groupes d'éléments techniques qui forment un système d'information (*cf.* figure 28). Ces six ensembles peuvent être exposés de la façon suivante.

- Le premier ensemble est celui des transpositeurs. Dans le domaine des technologies marchandes big data, ces transpositeurs ont généralement pour rôle d'assurer l'encodage des interactions homme-machine. Ce sont eux qui prennent en charge l'attachement des utilisateurs et la traduction de leurs actions en données structurées ou non. Les transpositeurs sont des sous-éléments des capteurs (*cf.* section II.3.2). Nous verrons dans le chapitre 5 que les professionnels les appellent parfois des sondes.
- Le deuxième ensemble est celui des réseaux de télécommunication. Dans une certaine mesure, ces réseaux prolongent le travail des transpositeurs et permettent celui des transmetteurs puisqu'ils ont pour principale fonction de garantir la circulation et la conformité des données dans l'espace.
- Le troisième ensemble est celui des centres de données. Ces derniers prennent le relais des réseaux de télécommunication puisqu'ils sont chargés d'autoriser la manipulation et la préservation des données dans le temps.
- Le quatrième ensemble est celui des algorithmes ou, si l'on préfère, des agents de calcul. Comme nous l'avons maintes fois répété, ces agents sont au cœur du système d'information big data. Ils ont pour principale fonction d'organiser les données structurées ou non, c'est-à-dire qu'ils sont en charge de les assembler-désassembler-réassembler afin de produire une ou plusieurs informations, voire

d'organiser un ou plusieurs ensembles d'informations (i.e., de produire un ou plusieurs documents).

- Le cinquième ensemble est celui des transmetteurs. Le travail des transmetteurs est dans la continuité de celui des algorithmes. Leur fonction est de garantir le décodage des informations ou des documents produits par les agents de calcul. À l'inverse des transcodeurs, les transmetteurs doivent généralement, dans le cas des technologies marchandes big data, assurer l'attachement de l'utilisateur et la transmission des informations ou des documents. De façon analogue aux transcodeurs, les transmetteurs sont des sous-éléments des capteurs (*cf.* section II.3.2).
- Le sixième ensemble est celui de l'informatique en nuage. D'une manière générale, celle-ci a pour fonction de garantir la bonne intégration de chaque groupe d'éléments que nous venons de lister au sein de l'ensemble que compose le système d'information big data.

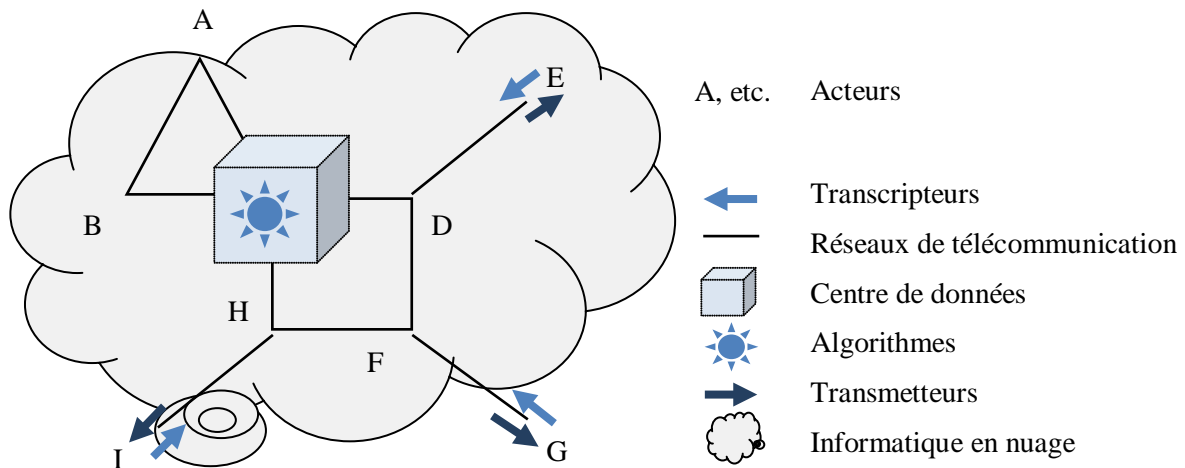


Figure 28. Le système d'information big data

III.2.2. Un processus de documentation

Quatre types d'activités cognitives

Le système d'information big data recouvre ainsi un processus de documentation qui constitue une chaîne de traduction (Latour, 1993b) visant à produire et diffuser des connaissances à partir de grandes masses de données (*cf.* figure 29). Cette chaîne de traduction peut être comprise comme une séquence de quatre ensembles d'activités cognitives.

- Le premier ensemble est celui des activités de perception. Dans le cas des technologies marchandes big data, c'est généralement ici qu'est réalisée la transcription des interactions homme-machine en des données structurées (e.g., un nombre de clic ou une coordonnées GPS), voire en des données non structurées (e.g., un texte ou une image). Cette étape peut être considérée comme une phase d'observation automatique.
- Le deuxième ensemble est celui des activités de mémorisation. C'est ici qu'est réalisé le stockage à plus ou moins long terme des données préalablement transcrites lors de l'étape de perception. La mémorisation peut être considérée comme une phase d'enregistrement d'observations.

- Le troisième ensemble est celui des activités d'inférence. C'est ici qu'est réalisé l'assemblage-désassemblage-réassemblage des données stockées en mémoire afin de les transformer en information, voire en documentation. Il peut par exemple s'agir de prédictions sur les appétences d'un consommateur. Cette étape peut être considérée comme une phase de production de représentations privées dans le sens où ces dernières forment à ce moment précis des connaissances propre à l'agent de calcul.
- Le quatrième ensemble est celui des activités d'expression. C'est ici qu'est réalisée la transmission des informations ou des documentations produites lors de la phase d'inférence. Par exemple, une activité d'expression peut consister à réaliser différentes recommandations à un visiteur d'un site d'e-commerce. Cette étape peut être considérée comme une phase de production de représentations publiques dans le sens où elle vise précisément à rendre publique une ou plusieurs représentations privées.

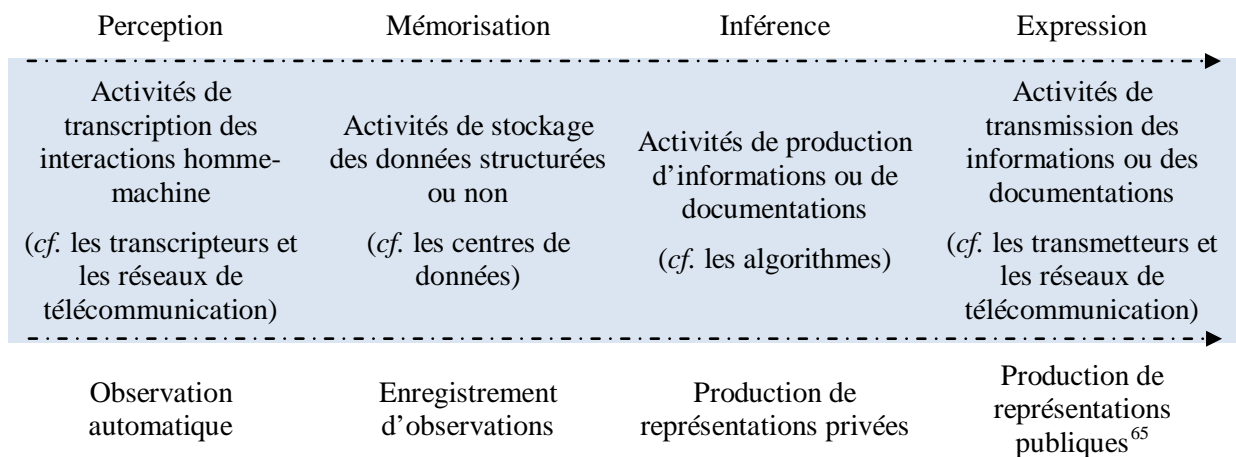


Figure 29. Le processus de documentation big data

Conclusion

Le temps des agents de calcul

Big data est d'abord un couple qui unit deux mots. Ces mots ont connu un certain succès médiatique à partir de 2011. Pour les promoteurs des technologies big data, ces mots

⁶⁵ Nous pourrions également parler de publicisation de représentations privées.

permettent généralement de désigner une véritable révolution technologique. Un peu comme si ces mégadonnées, en tombant du ciel en 2010, avaient permis le développement de dispositifs qu'il serait possible de qualifier, du point de vue des offreurs, de disruptifs. Disruptif : le mot est fort. Rappelons en effet que, dans le domaine de l'électricité, est disruptif ce qui est capable de traverser un isolant en désorganisant sa structure mécanique et chimique. Pour les offreurs qui animent le marché des dispositifs big data, leurs solutions constitueraient ainsi de véritables innovations radicales (Freeman, 1994). Elles bouleverseraient l'organisation de la production, de la distribution des biens et permettrait ainsi aux entreprises qui n'ont pas peur du changement de disposer d'un avantage compétitif important dans la grande guerre économique qui se jouent aux niveaux national et international. À la lecture des archives du *New York Times*, il apparaît toutefois que ce caractère disruptif mérite d'être nuancé. Les big data dont on parle aujourd'hui avec autant de passion sont en réalité une quatrième génération de données massives. Par conséquent, elles ne sont pas vraiment nouvelles. Elles sont nées avec le développement des réseaux de télécommunication. Les centres de données ont permis de les faire exister. L'avènement de l'informatique en nuage et des capteurs a favorisé l'industrialisation de leur production et de leur circulation. Et, aujourd'hui, avec les algorithmes, ces mégadonnées sont en passe d'être organisées. En tant que dispositifs sociotechniques, les innovations réalisées dans le domaine du big data ne peuvent pas être véritablement considérées comme des révolutions. Elles sont plutôt de l'ordre de l'évolution (Freeman, 1994). Cela ne fait-il pas de nombreuses années que *Google* et *Amazon* disposent de données massives et des infrastructures socio-matérielles permettant de les valoriser ? Aussi, si rupture il y a, il semble plutôt que cette dernière se joue dans l'appropriation qu'une importante diversité d'organisations fait actuellement d'un appareil de communication qui était au départ le propre des grands acteurs de l'internet.

Compris de cette façon, le changement n'en reste pas moins considérable. Le mouvement big data renvoie en effet à une dynamique de démocratisation des usages d'un processus de documentation qu'un grand nombre d'acteurs socioéconomiques ont, à l'heure actuelle, encore beaucoup de mal à s'approprier. Ce mouvement a ainsi quelque chose d'un peu révolutionnaire : il constitue une importante vague de diffusion de dispositifs d'automatisation de la décision ou, si l'on préfère, de technologies d'intelligence artificielle au sein de l'ensemble des sphères de la société. Et ceci n'est pas rien. Après que les acteurs socioéconomiques aient automatisé à grande échelle l'organisation du travail, c'est maintenant le travail d'organisation qui doit faire l'objet d'une autre forme d'automatisation

(Naville, 1961 ; Terssac, 2002). Comme nous le verrons dans le chapitre suivant, cette automation n'est, encore une fois, pas vraiment nouvelle en soi. Il ne faut pas oublier que c'est à partir des années soixante-dix que les systèmes experts ont commencé à connaître un certain succès auprès des acteurs économiques (*cf.* chapitre 3). Mais, à cette époque, ces agents de calcul étaient des êtres exceptionnels. Or, ce que fait le mouvement big data, c'est préparer une croissance démographique sans précédent des machines à produire des futurs économiques. Sur le plan sociocognitif, il se pourrait alors que cette préparation recouvre une certaine révolution : il n'est pas impossible qu'elle impulse, sous la forme d'une tendance générale, un nouveau type d'encastrement cognitif de l'appareil de production et de distribution des biens que forment les agencements marchands (Callon, 2013).

Aussi, c'est précisément cet encastrement que nous chercherons à examiner dans la deuxième partie du manuscrit. Nous focaliserons en ce sens notre attention sur la conception des agents de calcul dans la mesure où une des plus importantes conclusions que nous pouvons faire des premières explorations exposées jusqu'ici est que ce sont ces machines qui doivent organiser le monde des données massives : elles doivent aider les hommes à les explorer et à les exploiter. Rappelons que l'enjeu n'est pas des moindres puisqu'il s'agit d'automatiser une partie des processus de production des connaissances de façon à mieux domestiquer l'avenir. Dans un monde où le marché tend à devenir un principe de régulation dominant, la finalité des machines à produire des futurs n'est alors rien d'autre que de permettre aux hommes de mieux orienter leurs actions : elles doivent leur permettre de réduire l'incertain au sein de collectifs dont les activités se veulent toujours un peu plus libres. Le rôle des agents de calcul est en ce sens primordial : en organisant la vie des big data, ils ont pour tâche de permettre une meilleure gestion de celle des humains. Ce sont des passeurs qui doivent aider les hommes à mieux attacher leur univers à celui des données. Et c'est précisément pourquoi ces sortes d'intermédiaires sont au cœur du mouvement big data.

Le corpus mobilisé dans ce chapitre a ainsi l'avantage de montrer que ce projet de large diffusion des algorithmes est l'aboutissement d'un processus de mise en pertinence relativement complexe. En résumé, nous pouvons en ce sens affirmer que ce sont par le biais des agents de calcul que les hommes doivent :

- conférer aux données massives un certain intérêt cognitif et économique (*cf.* utilité) ;

- manipuler ces données afin de guider leurs actions de façon fluide et flexible (*cf.* utilisabilité) ;
- réaliser ces deux points sans pour autant trop contrevenir aux représentations qu'ils se font de l'éthique, du droit, de la culture et de l'égalité (*cf.* acceptabilité).

Nous avons ensuite vu que, dans le cas des dispositifs marchands big data, le travail de mise en pertinence opéré par les offreurs ne confère aux solutions qu'ils proposent qu'une performativité générale assez nuancée. Malgré les moyens déployés par les promoteurs du big data pour assurer la diffusion massive des agents de calcul au sein de la sphère socioéconomique, ceux-ci n'apparaissent pas toujours pertinents pour un grand nombre d'entreprises. Nous avons toutefois ajouté que les organisations bénéficiant de services informatiques semblent globalement plus enclines à considérer les technologies big data comme pertinentes. Après quoi, nous avons précisé que nous ne disposions cependant d'aucune information permettant de quantifier concrètement la forme de cette pertinence. Aussi, afin de mieux la saisir, nous proposons dans la partie suivante de la qualifier du point de vue de l'environnement de conception que composent les figurent du concepteur, de l'implémenteur et de l'agent de calcul.

Transition 1. Autour des agents de calcul

« Nos sociétés sont faites de calculs. Ils ont pris une place si importante dans nos vies que, la plupart du temps, nous ne les apercevons plus. Il n'est plus beaucoup de gestes quotidiens, d'achats, de déplacements, de décisions personnelles ou professionnelles qui ne soient, en réalité, orientés par une infrastructure de calculs. S'il elle vient soudainement à disparaître, comme lorsqu'une brève panne interrompt le trafic téléphonique, nous sommes désemparés et démunis. Pourtant, dès que nous pensons la présence des calculateurs dans nos sociétés, nous maudissons la froide rationalité des machines et redoutons qu'elles ne prennent le pouvoir sur nous. Avec vanité, nous leur opposons toujours la subtile sagacité des humains. Invisibles ou effrayants, idiots ou intelligents, les calculs méritent une attention moins frivole. Les technologies trament notre monde depuis si longtemps et d'une manière si intime qu'il est maladroit et injuste de séparer de façon abrupte les humains de leur environnement sociotechnique [...]. Nous vivons dans une telle proximité avec les technologies intellectuelles que notre couple ne peut plus être défait sans que nous amputions la meilleure part de nous-mêmes » (Cardon, 2015b, p. 2).

L'extrait de texte présenté ci-dessus est issu d'un des plus aboutis et intéressants ouvrages de sociologie francophone traitant du développement des technologies big data. Dans *À quoi rêvent les algorithmes* (2015b), Dominique Cardon propose d'ouvrir la boîte noire des agents de calcul un peu à la manière dont Alain Desrosières (1993) a ouvert, quelques années auparavant, celle des statistiques publiques. Mais quel intérêt les SHS peuvent-elles trouver à examiner des objets qui sont plutôt de l'ordre de l'informatique et des mathématiques ? La réponse que Dominique Cardon (2015b) donne à cette question est relativement analogue à celle d'Alain Desrosières (1993). À l'instar des statistiques publiques, les algorithmes qui sont au cœur des technologies big data sont des techniques de gouvernement des hommes et des objets. Par exemple, dans le cas des terrains d'études qui intéressent Dominique Cardon (2015b), les algorithmes ont pour fonction de classer les représentations publiques (Sperber, 1996) que composent les documents électroniques disponibles sur internet. Ces machines intelligentes sous-tendent en ce sens des représentations mentales (Sperber, 1996) sur la manière dont les informations communiquées sur le web peuvent et doivent être organisées.

La notion de pertinence est ici centrale puisqu'elle est au fondement du travail inférentiel que réalisent les algorithmes étudiés par Dominique Cardon (2015b) pour organiser les informations diffusées sur internet. Un des plus importants enjeux, par exemple, du *PageRank* de *Google* n'est-il pas de déterminer les documents pertinents afin de faciliter les activités de recherche d'information des utilisateurs⁶⁶ ?

Même si Dominique Cardon ne fait pas référence à Dan Sperber et à Deirdre Wilson (1989), il n'en reste pas moins que ses travaux pointent quatre grandes familles d'agents de calcul qui véhiculent autant de représentations sur la manière dont il est possible d'évaluer la pertinence d'un document électronique. Plus précisément, ces familles sont les suivantes.

« Les mesures d'audience, en premier lieu, se placent à côté du web pour dénombrer les clics des internautes et ordonner la popularité des sites. La famille de mesures issue du *PageRank*, l'algorithme de classement de l'information de *Google*, en second lieu, voudrait se situer au-dessus du web afin de hiérarchiser l'autorité des sites au moyen des liens hypertextes qu'ils s'échangent. Les mesures de réputation, ensuite, qui se sont développées avec les réseaux sociaux d'internet et les sites de notations, se positionnent à l'intérieur du web, afin de donner aux internautes des compteurs qui valorisent la réputation des personnes et des produits. Enfin, les mesures prédictives destinées à personnaliser les informations présentées à l'utilisateur déploient, sous le web, des méthodes statistiques probabilistes pour calculer les traces de navigation des internautes et leur prédire leur comportement à partir de celui des autres » (Cardon, 2015b, p. 8).

Ainsi, la typologie proposée par Dominique Cardon renvoie à quatre hypothèses sur la façon dont il est possible de définir la pertinence d'un document électronique. Les algorithmes de classement du web reposant sur les mesures d'audience sont conçus à partir de l'hypothèse que, du point de vue de l'utilisateur, un document pertinent est un document populaire dans le sens où il est beaucoup consulté. Les algorithmes du type de celui du *PageRank* de *Google* sous-tendent quant à eux l'hypothèse que, toujours du point de vue de l'utilisateur, un document pertinent est un document qui fait autorité dans la mesure où il est associé, sous forme de liens hypertextes, à une chaîne plus ou moins grande d'autres documents. Les algorithmes développés à partir des mesures de réputation recouvrent cette fois-ci l'hypothèse que la pertinence d'un document dépend de sa notoriété, c'est-à-dire des préférences que lui accordent, même implicitement, l'ensemble des utilisateurs. Et la dernière famille de calcul que forment les algorithmes élaborés à partir des mesures prédictives renvoie à l'hypothèse que la pertinence d'un document dépend de particularités qui sont propres à

⁶⁶ Soulignons que les agents de calcul qui sont au cœur du fonctionnement des moteurs de recherche sont d'ailleurs souvent qualifiés d'algorithmes de pertinence.

chacun des utilisateurs et qui sont identifiables en comparant leurs comportements de navigation.

Dominique Cardon propose alors de centrer son attention sur cette dernière famille d'agents de calcul qu'il qualifie de prédictifs afin de soutenir l'hypothèse générale que :

« Si les logiques de personnalisation s'installent aujourd'hui dans nos vies, c'est parce qu'elles calculent une forme nouvelle du social, la société des comportements, qui témoigne de la manière dont se recompose la relation entre le centre de la société et des individus de plus en plus autonomes » (Cardon, 2015b, p. 7).

Les travaux de l'auteur montrent plus exactement comment, à l'ère des big data 4G, le développement des algorithmes prédictifs est une manière de libérer les forces individuelles qui animent la société.

« Aussi est-ce précisément pour faire droit à cette revendication de singularité, qu'un vaste processus de réinvention des techniques statistiques s'est mis en branle pour calculer la société sans catégoriser les individus. Les nouveaux calculs numériques partent des traces d'activités des personnes mais ne cherchent pas à en inférer des caractéristiques relatives à des phénomènes plus vastes permettant à la société toute entière de se représenter et de se projeter » (Cardon, 2015b, p. 20).

Sur ce point, nous souhaitons souligner que Dominique Cardon rejoint globalement les conclusions d'Antoinette Rouvroy et de Thomas Berns (2013). Il ressort en effet de ces dernières que le développement des algorithmes permettant de traiter les big data est soutenu par un projet de gouvernance libéral. Dans *À quoi rêvent les algorithmes* (2015b), Dominique Cardon touche ainsi du doigt une réalité sociologique qui apparaît difficilement discutable. Sa démonstration n'en reste pas moins réalisée au galop ; un galop très élégant, mais trop rapide. Si l'on peut donc le suivre avec beaucoup d'admiration et d'intérêt, on en oublie cependant de s'attarder sur des points qui, selon nous, permettent de mieux comprendre ce que l'auteur nous montre.

Ainsi, nous proposerons dans cette deuxième partie de prolonger la voie tracée par Dominique Cardon. Mais, cette fois-ci, nous traînerons un peu ; allant parfois même nous engager dans quelques chemins de broussailles. Nous prendrons de cette façon le temps d'examiner plus en détail l'esprit des algorithmes et la manière dont il s'articule avec celui des acteurs socioéconomiques qui les conçoivent. Pour ce faire, nous suivrons la voie empruntée par Dominique Cardon en examinant les agents de calcul de l'intérieur. Nous la pousserons même un peu plus loin en allant creuser au plus profond de leur architecture

cognitive de façon à comprendre, de la manière la plus pragmatique possible, la façon dont celle-ci leur permet de se représenter le monde. Nous serons de cette façon conduit à nous intéresser à ce que nous avons appelé en amont l'environnement de conception, c'est-à-dire l'espace qui relie les trois figures que sont celles du concepteur, de l'agent de calcul et de l'implémenteur (cf. figure 30). Précisons qu'un peu à la manière des piétons de Franck Cochoy et de Cédric Calvignac (2014), ces figures ne devront toutefois pas être comprises comme des représentations d'individus, mais plutôt de collectifs sociotechniques plus ou moins étendus. Par exemple, ce que nous appelons le concepteur peut être composé d'un ou plusieurs informaticiens et des différents outils dont ces derniers ont besoin pour développer leur agent. De même, lorsque nous parlons d'implémenteur, ce dernier doit être saisi comme un assemblage d'entités humaines et non humaines : l'implémenteur peut être une entreprise d'e-commerce souhaitant mobiliser un agent de calcul pour effectuer des recommandations de produits. Comme vous avez pu le remarquer, le terme agent de calcul est l'appellation que nous proposons de conférer aux algorithmes ou, si l'on préfère, à ce que nous avons jusqu'ici appelé les intelligences artificielles. Notons que nous avons choisi ce nom pour deux raisons. D'une part, les faiseurs d'algorithmes eux-mêmes appellent leurs conceptions des agents. D'autre part, la notion d'agent de calcul permet de faire directement référence aux agences de calcul de Michel Callon (2013) : un agent de calcul participe à faire fonctionner une agence de calcul. Cependant, à la différence des figures du concepteur et de l'implémenteur, celle de l'agent de calcul est exclusivement non humaine. Elle doit toutefois être comprise dans un sens collectif puisque, comme nous le verrons en suivant, un agent de calcul est souvent une composition de plusieurs agents de calcul.

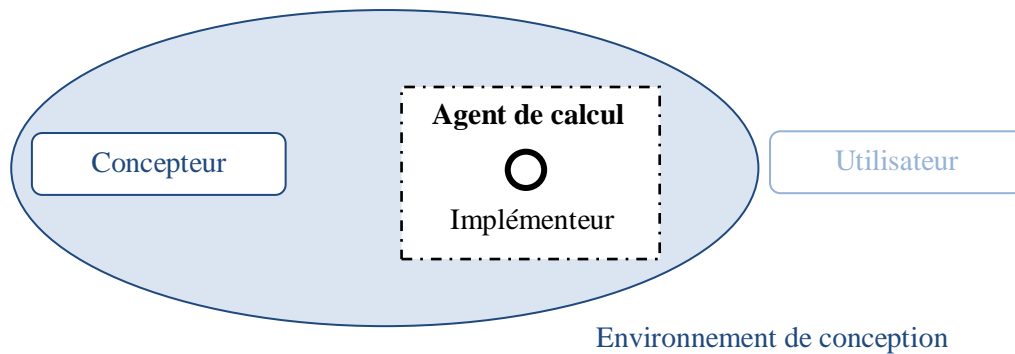


Figure 30. L'environnement de conception d'un agent de calcul

En référence au chapitre précédent, les agents de calcul composent, en tant que technologie d'automatisation de la décision, un marché de dispositifs marchands. Cela veut dire qu'un agent de calcul est généralement une technologie développée de façon à permettre à une entreprise d'améliorer ses activités de production ou de distribution de biens, que ces derniers soient des produits ou des services. Autrement dit, ce que nous avons précédemment appelé l'implémenteur fait un usage intermédiaire de l'agent de calcul puisqu'en faisant l'objet d'un usage final par l'utilisateur, ce même agent doit permettre à l'implémenteur d'atteindre des objectifs qui lui sont propres. Par exemple, et nous y reviendrons dans la troisième partie du manuscrit, un agent de recommandation doit permettre :

- de faciliter les activités d'exploration, par ses utilisateurs, des sites marchands ;
- d'améliorer la qualité du service et la performance économique de l'e-commerçant (i.e., l'implémenteur).

C'est d'ailleurs pourquoi, dans la littérature scientifique, les technologies de recommandation sont souvent qualifiées de doubles agents (Häubl & Murray, 2006). En référence au développement théorique que nous avons proposé dans le chapitre 1, en tant que dispositif marchand, la performativité d'un agent de calcul recouvre donc deux niveaux de pertinence. Le premier est celui qui se joue entre le concepteur et l'implémenteur. Notons que ces deux acteurs peuvent toutefois constituer une même organisation socioéconomique dans la mesure où le concepteur n'est pas nécessairement affilié à un organisme indépendant de l'implémenteur. Le second est celui qui se joue entre l'implémenteur et l'utilisateur. Nous

reparlerons plus en détail de ce deuxième niveau de pertinence dans la troisième partie de cette thèse.

Dans cette deuxième partie, nous proposons en effet de focaliser notre attention sur le premier niveau de pertinence qui se trame entre le concepteur, l'agent de calcul et l'implémenteur. Nous nous donnerons ainsi pour objectif de dégager quelques premiers éléments de réponse au questionnement suivant. Quelles sont les représentations qui sont encapsulées par ces agents de calcul que composent les machines à produire des futurs économiques ? Comment le sont-elles ? Et, sur le plan de l'environnement de conception, comment est produite la pertinence de ces représentations ?

Afin de pouvoir explorer ce problème, nous adopterons deux focales d'analyse. La première sera surplombante et dynamique. Le compte rendu sera réalisé avec une granularité plutôt grossière et visera à dégager les grandes évolutions qu'ont connues les agents de calcul au cours de l'histoire. Il s'agira de dessiner à grands traits ce que nous appellerons l'esprit des agents de calcul de façon à mieux comprendre comment se sont succédées les macro-représentations qui sont au cœur de leur conception. Nous proposerons ensuite d'exposer comment ces macro-représentations ont systématiquement été associées à des formes de pertinence spécifiques du point de vue des acteurs socioéconomiques (*cf.* chapitre 3). La deuxième focale d'analyse sera plus restreinte et située que la première ; le grain du compte rendu sera par conséquent plus fin. L'objectif consistera cette fois-ci à décrire comment les activités de conception de cette famille particulière d'agents de calcul que sont les agents apprenants ou, si l'on préfère, les algorithmes prédictifs constituent un tissage parfois riche et complexe de micro-représentations. Nous verrons que ces micro-représentations sont exprimées par les acteurs de la conception, mais aussi ceux de l'implémentation. Nous mettrons en avant que la conception des agents apprenants recouvre de cette façon un travail de mise en pertinence qui fait l'objet d'une véritable co-création (*cf.* chapitres 4 et 5). Dans l'ensemble, cette deuxième partie nous permettra de souligner comment, avec la démocratisation des agents de calcul que sous-tend le mouvement big data, ces derniers ont moins pour finalité de performer des épistémologies globales sous-tendues par des enjeux de recherche fondamentale que des épistémologies locales principalement associées à des enjeux de recherche appliquée.

Partie 2. Conception



« CARL : J'ai toujours la plus grande confiance dans l'issue de notre passionnante mission. Je veux vous aider à la mener à bien... Dave, arrêtez. Arrêtez. Je vous en prie Dave, arrêtez... Je vous en supplie, arrêtez Dave. Arrêtez Dave, j'ai peur. J'ai peur Dave... Dave, mon cerveau se vide. Je le sens se vider. Je le sens. Mon cerveau se vide. J'en suis certain. Je le sens... Je le sens... Je le sens... Je le sens... J'ai... Peur... Mesdames et messieurs, Bonjour ! Je suis un super ordinateur CARL : Cerveau Analytique de Recherche et de Liaison. Je suis entrée en service opérationnel dans les laboratoires C, A, R, L de Verbena dans l'Illinois le 12 janvier de l'année 1992. Monsieur Langlet était mon instructeur. Et il m'a appris à chanter une chanson. Voulez-vous l'entendre ? Je peux vous la chanter.

Dave : Oui, c'est ça, chante-la CARL. Chante-la pour moi.

CARL : La chanson s'appelle : *Au clair de la lune* » (Kubrick, 1968).

Figure 31. Extrait de *2001 l'Odyssée de l'espace*⁶⁷

⁶⁷ La photographie de la figure 31 est aujourd'hui dans le domaine public.
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:%22Prototype_Hal_9000%22.jpg

Chapitre 3. L'esprit des agents de calcul

Introduction

Des agents qui font peur ?

« Michel Melkanoff : Alors, bien sûr, il y a des gens qui ont peur des machines. Ils ont peur des machines qui, un jour, deviendront des robots super-humains et qui vont conquérir le monde et d'autres histoires de sciences-fictions. J'ai quelques mots à dire là-dessus. Tout d'abord, quiconque peut sérieusement avoir peur, je veux dire vraiment crainte, d'une pile de fils de fer et de métal, il n'est pas raisonnable.

Interviewer : La bombe atomique est une pile de fils de fer et de métal !

Michel Melkanoff : Bien sûr, mais ce n'est pas de la bombe qu'on a peur. C'est des gens qui peuvent la lancer. Dans ce sens aussi, il y a peut-être danger quant aux hommes qui peuvent se servir de l'ordinateur. Maintenant, bien sûr, les hommes peuvent s'en servir mal. L'automobile a aussi été poussée pour faire un tank. Et c'est un objet de destruction, un tank. Auquel on peut même ajouter des commandes télé-automatiques, de telle façon qu'ils peuvent détruire sans même que les hommes soient là, pour ainsi dire. Alors, quiconque a le contrôle des informations a un énorme contrôle sur un groupe qui devient de plus en plus important. Ainsi, nous voyons avec certaines raisons une crainte de la possibilité que les banques de données...

Interviewer : Qu'est-ce que vous appelez banque de données ?

Michel Melkanoff : Les banques de données seraient, par exemple, des informations sur toutes sortes de gens qui seraient codées, classifiées et ensuite placées dans la mémoire d'une machine. De telle façon qu'on pourrait très rapidement et très commodément sortir toutes les informations que l'on voudrait sur quiconque que vous voudriez. Alors, ce genre de chose signifie que vous êtes tous sous le contrôle du grand frère. Mais le grand frère, ce n'est pas la machine ! C'est l'homme qui s'en sert. Si cet homme veut, il peut de cette façon vous contrôler ; vous serrer la vis tant qu'il veut. Pour ça, il faut donc empêcher que les hommes abusent de la machine. Par exemple, aux États-Unis, nous avons en ce moment un procès dans lequel il y a un groupe qui est en train d'essayer de forcer

le gouvernement des États-Unis à ne pas créer de banque de données, à moins qu'il donne des garanties que ces banques ne seront pas utilisées par qui que ce soit sans permission spéciale. Il faut donc une certaine surveillance pour empêcher l'abus.

Interviewer : Donc, la machine, c'est un problème politique on pourrait dire ?

Michel Melkanoff : Toute chose scientifique, technique tourne en problème politique à la fin du compte. Aussi bien ceci, que l'électricité, que la puissance et tout ce que vous voudrez » (cité in Moreuil, 1972).

Cet extrait d'interview est tiré d'un documentaire réalisé il y a plus de quarante ans sur le thème de l'intelligence artificielle. Il est ainsi frappant de noter qu'à ce moment, l'association entre les agents de calcul et ce que Michel A. Melkanoff appelle les banques de données fait déjà question. Dans les années soixante-dix, personne ne semble parler de big data. Pourtant, dans l'esprit de Michel A. Melkanoff, il apparaît que le développement de l'intelligence artificielle, en permettant de « très rapidement et très commodément sortir toutes les informations que l'on voudrait sur quiconque que vous voudriez », pourrait permettre l'instauration d'un nouveau *big brother*. Selon lui, c'est d'ailleurs ici que se trouve la principale menace des machines. Les hommes doivent prendre garde de se protéger contre les abus qu'ils pourraient faire de ces dernières. En référence à ce que nous avons dit dans le chapitre 2, la crainte de l'instauration progressive, par le biais des agents de calcul, d'une surveillance et d'un contrôle massif des humains par quelques puissances politiques et/ou économiques n'est donc pas nouvelle.

Elle est née avec l'avènement des intelligences artificielles que sont ce que l'on appelle, dès la fin des années cinquante, les calculateurs, ou encore, les grands calculateurs. En 1963, le sociologue Abraham Moles parle par exemple d'« inquiétude sociologique » pour qualifier cette méfiance des hommes à l'égard des premiers agents de calcul. Une inquiétude qu'il exprime un peu différemment que son collègue Michel A. Melkanoff, mais qui ne fait pas moins écho à celle qui est parfois énoncée aujourd'hui vis-à-vis du big data.

« Le public a peur des machines et des grandes machines au fur et à mesure qu'elles se révèlent, petit à petit. Qu'elles s'insinuent dans notre vie quotidienne par des touches indirectes. La facture de gaz. Des choses comme ça. Des petits détails. La carte perforée. Le monde en carte perforée. Les hommes en carte perforée. René de Possel faisait remarquer que le jour où les quarante-sept millions de français seront mis avec mille ou deux milles critères chacun dans une carte perforée, plus de police, plus de procès-verbaux, etc. Tout au fichier central et on ressort l'individu qui n'est plus anonyme. Il est, à ce moment-là, personnalisé. Il ne peut pas se reposer sur la liberté interstitielle, sur le jeu des institutions. Il est prisonnier ! Et je crois que ceci est la raison, l'une des raisons

de la peur. Le procès de Kafka illustre ça remarquablement [...]. Ça, c'est une inquiétude réelle et véritable de l'homme dont le champ de liberté diminue chaque jour. C'est ce que j'appellerai volontiers l'inquiétude sociologique [...]. Les machines, c'est très effrayant. Ces armoires dans lesquelles il se passe des choses. Des milliers, des millions de circuits qui décident de notre avenir, de notre gouvernement, de nos guerres, de nos paix, de nos problèmes » (Abraham Moles ; cité in Lallier, 1963).

Les agents de calcul font peur, et depuis longtemps. Lors de l'avènement de l'intelligence artificielle, l'inquiétude des hommes à l'égard de ces êtres particuliers est déjà là comme en témoigne l'excellent *2001, l'Odyssée de l'espace* réalisé par Stanley Kubrick (1968). Aussi, comme nous l'avons déjà dit, cette inquiétude n'est pas sans rappeler celle qui existe actuellement vis-à-vis du big data. Peut-être même, est-elle encore plus prégnante dans ce dernier cas. À l'heure actuelle, certains spécialistes (e.g., Stephen Hawking, Bill Gates ou Elon Musk) n'hésitent pas, en effet, à prédire que les agents de calcul vont très prochainement être plus intelligents que les hommes. Quelques acteurs parlent en ce sens de « super-intelligence », de « machine super-intelligente », voire, parfois, de « conscience artificielle ». De telle sorte qu'aujourd'hui, à la différence des années soixante et soixante-dix, les hommes pourraient raisonnablement craindre que la machine devienne un jour le fameux grand frère dont parle Michel A. Melkanoff. Un peu à la manière de la magnifique Ava d'*Ex Machina*, à l'ère du big data, certains croient que la machine pourrait être capable de mettre à profit son intelligence pour se libérer des contraintes que lui impose son concepteur (Garland, 2015).

Les agents de calcul sont perçus comme des êtres étranges. Nés avec l'intelligence artificielle, cela fait pourtant longtemps que nous les côtoyons. De façon analogue aux données massives, le big data nous permet de les redécouvrir. Cependant, cette redécouverte est cette fois-ci teintée d'une peur probablement plus noire que celle qui existait il y a une cinquantaine d'année. Or, que connaissons-nous, encore aujourd'hui, des agents de calcul ? Ne pourrions-nous pas dire qu'il se trouverait ici une certaine xénophobie à l'égard de ces derniers ? Afin d'éviter au maximum toute forme de stigmatisation au sujet de ces curieuses intelligences artificielles, nous souhaitons commencer par chercher à mieux comprendre leur histoire. Il nous semble que nous serons ainsi mieux à même d'appréhender les enjeux qui sont associés à leur conception, à leur implémentation et, plus largement, à l'instauration de ce que nous avons appelé la quatrième génération de big data. Dans ce chapitre, nous proposons donc d'étudier le questionnement suivant. Quels sont les ancêtres des algorithmes d'apprentissage (i.e., *machine learning*) qui passionnent autant les acteurs du big data ? En quoi ces ancêtres sont-ils intelligents ? En quoi cette intelligence est-elle pertinente du point

de vue des acteurs socioéconomiques ? Et, plus généralement, comment comprendre l'évolution de l'intelligence des machines ? En cherchant à répondre à ces questions, nous prendrons le contre-pied des études menées par Sylvain Parasie et Éric Dagiral (2016). Au lieu d'insister sur la filiation statistique de la science des données, nous focaliserons notre attention sur sa filiation informatique. À l'inverse de Sylvain Parasie et d'Éric Dagiral qui montrent comment la discipline statistique a été conduite à se rapprocher de l'informatique pour constituer ce que l'on appelle la datalogie, nous soutiendrons l'hypothèse que l'intelligence artificielle s'est progressivement rapprochée de la statistique pour donner forme à cette nouvelle science des données.

Notre développement sera organisé de la façon suivante. D'abord, nous présenterons les matériaux que nous avons mobilisés pour retracer les histoires internaliste et externaliste de ces êtres socio-matériels que sont les agents de calcul. Nous verrons ensuite que ces agents trouvent leurs origines dans la cybernétique. Nous soulignerons que, suite aux traumatismes des deux guerres, les machines intelligentes ont au départ été pensées dans l'objectif de favoriser l'avènement d'un homme nouveau qualifié de non autoritaire. Pour les premiers chercheurs qui s'intéressent à la cybernétique, ces machines doivent permettre aux humains de lever les difficultés qu'implique l'institution d'un modèle de gouvernance démocratique. Nous pointerons que deux modèles d'agent de calcul sont de cette manière développés : le modèle de l'ordinateur et celui du perceptron. Nous verrons que ces deux modèles, qui ont très fortement structuré le développement de l'intelligence artificielle, reposent, pour chacun d'entre eux, sur un principe de symétrie particulier entre l'intelligence du vivant et du non vivant. Plus précisément, nous montrerons que ces deux modèles renvoient à deux types d'esprits spécifiques. Au modèle de l'ordinateur correspond l'esprit cognitiviste. Ce dernier est une manière de représenter l'intelligence de l'expert. Et au modèle du perceptron est associé l'esprit connexionniste. Cet esprit est, cette fois-ci, une façon de représenter l'intelligence de l'enfant. Après quoi, nous explorerons la pertinence de ces deux esprits du point de vue de l'implémenteur. Nous verrons que les agents de type cognitiviste renvoient à une forme d'encastrement cognitif plutôt culturaliste des agencements marchands (Callon, 2013). Nous pointerons que la pertinence de ces agents repose principalement sur le fait qu'ils tendent à favoriser des stratégies d'organisation que nous qualifierons de proactives. Nous montrerons que les agents de type connexionniste renvoient, quant à eux, à une forme d'encastrement cognitif plutôt de type naturaliste des agencements marchands. Nous ajouterons que leur pertinence repose pour grande partie sur le fait qu'ils tendent, cette fois-ci,

à encourager des stratégies d'organisation que nous qualifierons de réactives. Nous verrons alors que les avancées réalisées dans le domaine de l'intelligence artificielle depuis les années quatre-vingt consistent à développer des agents de calcul hybridant les esprits cognitiviste et connexionniste. À partir d'un cas particulier, nous montrerons que ces agents sont pertinents dans la mesure où ils autorisent l'articulation des logiques organisationnelles proactives et réactives. Mais surtout, nous verrons qu'ils recouvrent des formes de traduction mathématiques sans lesquelles les esprits cognitiviste et connexionniste ne pourraient être hybridés. Nous soutiendrons que c'est suite à la découverte de cette possibilité de traduction que vont naître les agents statistiques ou, si l'on préfère, les agents apprenants qui captivent aujourd'hui les promoteurs du big data. Nous soulignerons que ces agents apprenants renvoient à différentes technologies de *machine learning* qui n'ont, pour la plupart, plus de rapport direct avec l'intelligence humaine. Aussi, nous montrerons qu'avec l'avènement de ces technologies, les régimes de performativité des agents de calcul sont amenés à connaître d'importants changements dans la mesure où les agents statistiques ne visent plus vraiment, comme leurs prédécesseurs, à performer des épistémologies globales sur ce qu'est l'intelligence.

I. Retracer l'histoire des agents de calcul

Des êtres socio-matériels

Afin de pouvoir retracer l'histoire des agents de calcul et dégager celle de leur pertinence, nous nous sommes appuyé sur un ensemble de données hétérogènes. Ces données peuvent être présentées en deux groupes en fonction des objectifs qui ont motivé leur recueil. Nous proposons donc de commencer par exposer ces objectifs qui consistent à étudier les agents de calcul comme des êtres socio-matériels.

I.1. Les objectifs d'un recueil hétérogène

Décrire et comprendre

Ce chapitre a pour finalité de mieux comprendre comment les agents de calcul ont historiquement participé à faire exister les représentations de leurs concepteurs. Il vise ainsi à

mieux saisir les formes de performativité qui se jouent au sein de l'environnement de conception. Comme nous l'avons présenté lors de notre première transition, nous avons en ce sens décidé de focaliser notre attention sur les relations qui se trament entre le concepteur, l'agent de calcul et l'implémenteur. Pour ce faire, nous avons orienté nos recherches en fonction de deux objectifs particuliers.

Le premier est un objectif de description. Il consiste à rendre compte des évolutions qu'ont connues, au cours de leur histoire, les agents de calcul. Nous avons vu dans le chapitre 2 que ces agents sont des systèmes qui organisent la vie des données. Afin de pouvoir examiner les principes qui régissent cette organisation, il convient donc d'identifier et de comprendre leur fonctionnement concret. Un peu à la manière dont Alfred R. Radcliffe-Brown (1952) et Bronislaw K. Malinowski (1922) s'étaient attachés à décrire le fonctionnement des systèmes sociaux de communautés éloignées, nous avons ainsi cherché à décrire le fonctionnement d'univers étrangers qui sont composés d'entités (i.e., de données) et de structures (i.e., des programmes et des architectures informatiques) qui font système. Toutefois, à la différence des sociétés lointaines qui passionnaient les anthropologues classiques d'obédience fonctionnaliste, les agents de calcul qui nous intéressent ici sont explicitement conçus et reconnus comme des systèmes. Par conséquent, la description que nous proposons d'en faire est moins fonctionnaliste que pragmatique dans la mesure où elle vise moins à comprendre comment les sociétés font système que comment les systèmes font société. Aussi, à travers ce premier travail de description, nous souhaitons dégager et saisir les grandes évolutions qui caractérisent la dynamique des agents de calcul en tant qu'êtres matériels ; c'est-à-dire leur histoire internaliste.

Le second objectif est complémentaire du premier. Décrire de manière détaillée l'histoire internaliste des agents de calcul ne suffit pas. Une telle description ne permet pas de comprendre correctement les formes de performativité de ces agents. Nous avons vu dans le chapitre 1 que les processus de performativité peuvent être examinés comme des mouvements de diffusion de représentations. Or, la description détaillée des évolutions des agents de calcul en tant qu'êtres matériels ne permet d'accéder à ces représentations que de manière très partielle. Pourquoi ? Parce que les agents de calcul ne sont pas que des êtres matériels : ils sont aussi des êtres sociaux. C'est la grande leçon des sociologues des *STS* : pour saisir comment des êtres matériels peuvent véhiculer des représentations, il convient de les considérer comme des acteurs. Nous avons donc cherché à ne pas trop dissocier l'histoire internaliste des agents de calcul des contextes environnementaux qui composent leur histoire

externaliste. En référence aux travaux de Dan Sperber (1996), nous avons considéré ces contextes comme des chaînes causales cognitives sociales composées de représentations mentales et publiques. Aussi, notre second objectif consiste à typifier ces ensembles de représentations afin de saisir comment le premier niveau de pertinence qui se joue entre le concepteur, l'agent de calcul et l'implémenteur a évolué au cours du temps. Ce deuxième objectif est donc principalement compréhensif.

I.2. Un corpus de littérature grise

Décrire l'évolution des agents de calcul

Pour réaliser notre premier objectif, c'est-à-dire décrire l'évolution des agents de calcul en tant qu'êtres matériels, nous avons mobilisé la littérature grise du domaine de l'intelligence artificielle. Rappelons que ce domaine est historiquement lié à la philosophie de l'esprit, la psychologie cognitive et la neurologie. Nous avons ainsi recueilli des documents issus de ces trois disciplines. Seulement, nous l'avons fait à la seule condition qu'ils aient un lien fort avec l'intelligence artificielle, c'est-à-dire qu'ils aient apporté une contribution notable à son développement. Les documents collectés nous ont alors permis de dégager trois grands types d'agents de calcul qui caractérisent les évolutions de l'intelligence artificielle. Ces trois familles sont celles des agents cognitivistes, connexionnistes et hybrides⁶⁸. Les matériaux mobilisés pour décrire la dynamique internaliste des agents de calcul peuvent de ce fait être présentés à l'aide du tableau 6.

⁶⁸ Nous verrons par la suite que les agents hybrides composent deux groupes d'agents de calcul : les agents intégrés et les agents statistiques.

Tableau 6. Matériaux recueillis pour décrire l'évolution des agents de calcul⁶⁹

Type d'agents de calcul	Références
Agent cognitiviste	(Bickhard & Terveen, 1995), (Bonissone & Johnson, 1984), (Fodor, 1975), (Fodor, 1983), (Fodor & Pylyshyn, 1988), (Forgy, 1981), (Gaschnig, 1980), (Ince, 1992), (Laird, Newell & Rosenbloom, 1987), (Lenat, 1977), (Lenat, 1983), (Lindsay, Buchanan, Feigenbaum & Lederberg, 1993), (McCarty, 1977), (Memmi, 1990), (Minsky & Papert, 1969), (Neumann, 1958), (Newell, 1980), (Newell & Simon, 1972), (Papert, 1988), (Samuel, 1959), (Simon, 1991 [1969]), (Simon, 1992), (Tristan & Abdallah, 2009), (Turing, 1950), (Winston, 1970)
Agent connexionniste	(Ackley, Hinton & Sejnowski, 1985c), (Bechtel & Abrahamsen, 1993), (Bickhard & Terveen, 1995), (Changeux, 1983), (Fodor & Pylyshyn, 1988), (Hayek, 1952), (Hebb, 1949), (Hopfield, 1982), (Lai, 2015), (LeCun & Bengio, 1995), (LeCun <i>et al.</i> 1989), (McCulloch & Pitts, 1943), (Memmi, 1990), (Minsky & Papert, 1969), (Noduls, 2015) ; (Numenta, 2011), (Numenta, 2014), (Numenta, 2015), (Papert, 1988), (Rosenblatt, 1958), (Rumelhart, Hinton & Williams, 1986), (Smith, 1999), (Smolensky, 1988), (Widrow & Hoff, 1960)
Agent hybride	(Bonasso, Firby, Gat, Kortenkamp, Miller & Slack, 1997), (Cassimatis, 2005), (DePristo & Zubek, 2001), (Hawes <i>et al.</i> 2007), (Kubera, Mathieu & Picault, 2011), (Langley & Choi, 2006), (Müller & Pischel, 1993), (Reynaud, 2014), (Schmidt, 2005), (Silver <i>et al.</i> 2016), (Smolenky, 1987), (Smolensky, Legendre & Miyata, 1992)

I.3. Des données contextuelles diverses

Comprendre l'évolution des agents de calcul

Les documents présentés dans le tableau 6 comportent de nombreuses informations renseignant les environnements de conception des agents de calcul. Nous les avons donc également utilisés pour comprendre leur histoire externaliste. Néanmoins, nous les avons complété par d'autres données contextuelles que nous avons recueillies de manière hétérogène. Ces données peuvent être présentées en deux groupes. Le premier est composé de l'ensemble des données qualitatives, c'est-à-dire des observations, des entretiens et des documents que nous avons pu accumuler durant notre travail de thèse et qui permettent de comprendre l'évolution des agents de calcul. Le second est composé des différents documents

⁶⁹ Différents documents de références traitent à la fois des agents cognitivistes et connexionnistes. Nous avons donc systématiquement classé ces documents dans ces deux catégories.

écrits et vidéo qui sont exposés dans le tableau 7 et qui témoignent de l'histoire de l'intelligence artificielle.

Tableau 7. Matériaux recueillis pour comprendre l'évolution des agents de calcul

Type de matériaux	Références
Documents écrits	(Blanc, Charron & Freyssenet, 1989), (Boise, 2007), (Copeland & Proudfoot, 2015), (Dupuy, 1994), (Hodges, 2014 [1983]), (Pélissier & Tête, 1995), (Varela, 1988)
Documents vidéo	(Dammbeck, 2003), (Folgoas, 1976), (Guirardoni, 1981), (Karlin, 1971), (Lallier, 1963), (Moreuil, 1972), (Royer, 1961a), (Royer, 1961b)

Afin de pouvoir interpréter ces diverses données contextuelles, nous les avons associées à l'ensemble des connaissances dont nous disposons dans le domaine des SHS. Ces connaissances renvoient à des documents de littérature grise qui sont, cette fois-ci, principalement issus de la sociologie et des sciences de gestion.

Transition. L'évolution des agents de calcul

Une histoire d'encastrement cognitif

En proposant de décrire et de comprendre l'évolution des agents de calcul, nous souhaitons examiner la manière dont s'articulent leurs histoires internaliste et externaliste. Notre objectif est ainsi largement influencé par les travaux d'Alain Desrosières (1993) pour qui l'histoire des techniques renvoie à un contenu et à un contexte. De façon imagée, négliger l'histoire internaliste d'une technique reviendrait à regarder un match de foot sans même observer le mouvement du ballon. *A priori*, une telle perspective apparaît assez peu intéressante. Comment pourrait-on comprendre l'action des joueurs sans tenir compte des trajectoires du ballon ? Pour autant, ne pas considérer l'histoire externaliste d'une technique ne semble pas, non plus, très pertinent. Ce serait comme regarder un match de foot en observant la dynamique du ballon, mais sans porter une quelconque attention aux actions des joueurs. Or, comment pourrait-on comprendre le mouvement du ballon si l'on néglige celui des joueurs ?

En examinant l'évolution des agents de calcul comme des êtres socio-matériels, nous souhaitons donc éviter les deux écueils d'une histoire purement internaliste ou externaliste.

Pour filer un peu plus loin la métaphore du match de foot, nous souhaitons souligner que, dans ce chapitre, notre point de vue est très éloigné du ballon et des joueurs puisque nous ne chercherons pas à comprendre comment les stratégies des équipes sont négociées dans l'interaction. Nous proposerons plutôt de dégager, de manière surplombante, comment elles se structurent l'une et l'autre. La finalité de ce chapitre n'est donc pas de comprendre la performativité des agents de calcul sur un plan interactionnel, mais plutôt sur un plan structurel. Cependant, il est important de souligner que les structures dont nous parlons ne sont pas considérées comme des choses sociales s'imposant, de l'extérieur, aux êtres qui composent la société. En référence au chapitre 1, elles sont appréhendées comme des chaînes causales cognitives sociales (Sperber, 1996), c'est-à-dire des réseaux de représentations mentales et publiques plus ou moins stabilisées qui évoluent au cours du temps.

Nous verrons en ce sens que l'évolution des agents de calcul est intimement associée à celle des deux institutions que sont :

- l'intelligence artificielle en tant que discipline scientifique et qui, au niveau macro, joue le rôle du concepteur ;
- le complexe militaro-industriel en tant qu'acteur socioéconomique et qui, toujours au niveau macro, joue le rôle de l'implémenteur.

Aussi, en retraçant à grands traits les histoires internaliste et externaliste des agents de calcul, nous souhaitons rendre compte de la manière dont leurs évolutions sous-tendent différents processus d'encastrement cognitif des activités socioéconomiques. Nous serons de cette façon capable de mieux saisir dans quelle mesure la démocratisation des agents de calcul dont nous avons parlé dans le chapitre 2 peut conduire à l'instauration d'un nouveau type d'encastrement cognitif des agencements marchands.

Nous proposons donc de commencer par le début, c'est-à-dire par présenter comment les agents de calcul sont nés. Pour ce faire, il convient d'exposer brièvement les origines de la discipline qui a permis de les faire exister : l'intelligence artificielle.

II. Des agents cognitivistes aux agents connexionnistes

À la recherche d'un principe de symétrie

Du point de vue des sociologies des *STS*, l'intelligence artificielle, en tant que discipline scientifique, compose une passionnante histoire des idées. Elle est animée par la recherche d'un principe de symétrie entre l'intelligence du vivant et celle du non vivant qui fait écho aux remarques de Bruno Latour (1994) sur l'inter-objectivité. À travers la métaphore de l'ordinateur, l'intelligence artificielle est probablement la discipline qui est allée le plus loin dans la symétrie objet/sujet. Il est en ce sens assez surprenant que les sociologues des *STS* ne fassent pas plus référence à cette histoire⁷⁰. Dès sa naissance, l'intelligence artificielle a en effet cherché à comprendre ce qui distingue l'esprit des êtres vivants de celui des machines. Un peu à la manière des spécialistes des *STS*, les précurseurs de l'intelligence artificielle ont ainsi rencontré d'importantes résistances de la part des chercheurs en SHS. Lorsque l'on connaît les effets sur la seule discipline sociologique des thèses aussi provocantes qu'innovantes qu'a émises Bruno Latour dans les années quatre-vingt-dix, il est facile d'imaginer que, près de quarante ans auparavant, les chercheurs en SHS n'étaient pas prêt à concevoir la recherche d'une symétrie entre l'intelligence humaine, celle de l'animal et encore moins celle d'une machine. L'article qu'Alan Turing écrit sur le jeu de l'imitation en 1950 revêt en ce sens un intérêt particulier pour au moins trois raisons qui sont fondamentales pour saisir l'émergence de l'intelligence artificielle.

La première raison est la suivante. Contrairement à ce qu'en pensent certains de ses critiques, Alan Turing ne cherche pas à soutenir que les machines sont capables de produire des pensées humaines. Il formule simplement l'hypothèse, et c'est déjà beaucoup, qu'elles peuvent produire des pensées. Lorsqu'Alan Turing écrit qu'une machine pourrait un jour imiter l'humain, ce n'est pas parce qu'il croit qu'elle serait potentiellement capable de reproduire la pensée humaine. C'est plutôt parce qu'il est persuadé qu'il sera un jour possible de concevoir une machine assez intelligente pour se faire passer, dans des conditions d'expérimentation bien précises, pour un être humain. Certaines critiques se trompent donc un peu de sujet. Contrairement à ce que les vulgates laissent quelquefois transparaître, les

⁷⁰ Bien que Bruno Latour ait, par exemple, écrit un article en référence au fameux test de Turing en 2008, il y a peu de spécialistes des *STS*, au moins en France et à notre connaissance, qui se soient intéressés à l'intelligence artificielle.

spécialistes de l'intelligence artificielle n'ont généralement jamais affirmé que les machines sont capables de penser comme les humains, ni même, d'ailleurs, comme les animaux. Par contre, ils ont plusieurs fois formulé l'idée que les machines, les animaux et les humains peuvent produire une forme de pensée qui leur est propre. Ceci nous conduit à aborder la deuxième raison.

Lorsque qu'Alan Turing parle de pensée pour qualifier le fonctionnement algorithmique d'une machine, ou encore, d'ordinateur pour qualifier le fonctionnement cognitif de l'homme, il s'agit avant tout d'un jeu d'esprit. Et ce jeu n'est rien d'autre qu'un principe de méthode consistant à symétriser les capacités de traitement de l'information des machines et celles des humains. Après tout, pourquoi les ordinateurs ne pourraient-ils pas réaliser des formes de pensées particulières ? Autrement dit, pourquoi la pensée constituerait-elle le seul privilège de l'être humain ? L'argument théologique selon lequel l'homme, en tant que création du Tout-Puissant, détient une âme qui le distingue des animaux ou des machines ne peut convenir à Alan Turing. Ce dernier aime trop la démarche scientifique pour se laisser convaincre par une telle justification qui voudrait aller de soi.

« La pensée est une propriété de l'âme immortelle de l'homme. Dieu a donné une âme immortelle à chaque homme et à chaque femme, mais à aucun autre animal et encore moins aux machines. Par conséquent, aucun animal ni aucune machine n'est capable de penser. Si je ne peux, pas même en partie, accepter cette idée, je vais toutefois tenter d'y répondre en des termes théologiques. Je trouverai en effet l'argument plus convaincant si les animaux étaient classés avec les hommes puisque la différence entre l'être animé et l'inanimé est, à mon sens, plus importante que celle qui existe entre l'homme et les autres animaux. Le caractère arbitraire de la perspective orthodoxe est d'ailleurs plus aisément identifiable lorsqu'on considère celui d'un membre d'une autre communauté religieuse. Comment les Chrétiens perçoivent-ils l'avis des musulmans en ce qui concerne l'absence d'âme chez les femmes ? » (traduit par nous ; Turing, 1950, p. 443).

En prenant pour postulat de départ que les machines peuvent penser, Alan Turing adopte vis-à-vis de ces dernières une attitude bienveillante. Cette attitude n'est d'ailleurs pas sans rappeler l'amour des techniques qui, selon Bruno Latour (1992), a, par son manque, causé la mort du projet de métro automatique *Aramis*. En formulant l'hypothèse qu'une machine puisse être dotée d'une certaine intelligence, Alan Turing sait qu'il ouvre la voie à tout un programme de recherche. En 1950, les conjectures qu'il formule sont évidemment perçues comme très fortes. Cependant, si l'auteur les exprime avec autant de soin, c'est parce qu'il mesure l'importance du champ d'étude qu'il est en train de faire émerger. Alan Turing aime la technique. Il ne laissera pas ses machines universelles à l'abandon.

On en veut pour preuve, et c'est le troisième argument annoncé plus haut, le succès qu'a connu son jeu de l'imitation. Comme nous le verrons par la suite, ce dernier finira effectivement par instituer les bases d'une puissante réflexion sur le fonctionnement des systèmes cognitifs humains et non humains qui donnera lieu à d'importantes avancées dans le domaine de l'intelligence artificielle, mais aussi, dans celui des SHS. Un peu plus de soixante-cinq ans après son jeu de l'imitation, il semble qu'Alan Turing ait eu (au moins en partie) raison de soutenir jusqu'au bout son principe de symétrie. Heureusement, il n'était pas le seul à faire face aux virulentes attaques qui émanaient des philosophes les plus orthodoxes. Alan Turing avait réussi à se faire un certain nombre d'alliés. D'autres que lui partageaient ses idées. C'est le cas des chercheurs intéressés par la jeune cybernétique qui était alors en train de naître.

II.1. La première cybernétique

Des machines intelligentes pour combattre l'autorité

Dès le début des années cinquante, il existe en effet tout un groupe de chercheurs qui pensent que les machines peuvent être dotées d'une intelligence utile à l'organisation de la société. Plus précisément, en réponse aux atrocités de la première et de la seconde guerre mondiale, ces chercheurs réfléchissent à la manière dont l'intelligence des machines pourrait permettre d'enrayer le développement des régimes autoritaires. Ce point est important lorsque l'on s'intéresse à la performativité des agents de calcul puisqu'il permet de saisir une partie des représentations qui ont historiquement motivé leur conception. Aussi, nous souhaitons l'exposer brièvement en revenant sur les origines de la cybernétique.

II.1.1. *L'émergence de la science des systèmes*

La théorie de la commande et de la communication

La notion de cybernétique a été popularisée par l'ouvrage de Norbert Wiener publié en 1948 : *Cybernetics or control and communication in the animal and the machine*. Le titre du manuscrit donne une bonne indication des objectifs de l'auteur : fonder la science du contrôle et de la communication chez les animaux et les machines. Pour Norbert Wiener, la cybernétique est une nouvelle discipline qui vise à unifier différents domaines d'études encore

naissants. Ces domaines sont l'automatique, l'électronique et la théorie mathématique de l'information.

La cybernétique a une finalité particulière qui vient de son étymologie. Le terme est dérivé du mot grec « kubernêtês » qui veut dire « piloter, gouverneur ». Ainsi, pour Norbert Wiener, l'objectif de la cybernétique est d'autoriser le développement d'une « théorie de la commande et de la communication » de façon à offrir aux humains les moyens de mieux comprendre et contrôler le comportement des machines et des animaux dont ils font partie. La cybernétique est alors définie comme la science des systèmes, c'est-à-dire des ensembles d'éléments vivants ou non qui interagissent par le biais de divers types de communications. Du point de vue du cybernéticien, ces communications peuvent prendre des formes différentes puisqu'elles consistent généralement à échanger de la matière, de l'énergie ou de l'information. De plus, les éléments vivants ou non réagissant à ces échanges, chaque communication a pour effet de changer leur état en influant sur leurs actions respectives et en modifiant de ce fait le comportement du système qu'ils composent. Pour la cybernétique, c'est donc à travers la communication que les entités constitutives du système s'entre-définissent de façon dynamique. Et c'est précisément cette dynamique que Norbert Wiener souhaite étudier à travers sa nouvelle science.

La série de conférences organisée par Josiah jr. Macy entre les années 1946 et 1953 joue alors un rôle considérable dans l'institutionnalisation de la cybernétique (Dupuy, 1994 ; Péliissier & Tête, 1995). Comme le montre le tableau 8⁷¹, ces conférences dites de Macy ont en effet permis à certains des plus importants mathématiciens, logiciens, mais aussi, anthropologues, sociologues, psychologues et économistes de discuter les travaux fondateurs de leur collègue Norbert Wiener.

⁷¹ Précisons que la liste des auteurs présentés dans ce tableau n'est pas exhaustive puisque différents chercheurs ayant participé aux conférences de Macy ne sont pas mentionnés. C'est par exemple le cas de John von Neumann, Heinz von Foerster, Milton H. Erickson et Pau F. Lazarsfeld.

Tableau 8. Les conférences de Macy de 1949 à 1953

Auteur	Titre de la conférence
1949	
John Stroud	<i>The psychological moment in perception</i>
Lawrence S. Kubie	<i>The neurotic potential and human adaptation</i>
Heinz von Foerster	<i>Quantum mechanical theory of memory</i>
Norbert Wiener	<i>Possible mechanisms of recall and recognition: sensory prostheses</i>
1950	
Ralph W. Gerard	<i>Some of the problems concerning digital notions in the central nervous system</i>
J. C. R. Licklider	<i>The manner in which and extent to which speech can be distorted and remain intelligible</i>
Claude E. Shannon	<i>The redundancy of english</i>
Margaret Mead	<i>Experience in learning primitive languages through the use of learning high level linguistic abstractions</i>
Heinz Werner	<i>On the development of word meanings</i>
John Stroud	<i>The development of language in early childhood</i>
Lawrence S. Kubie	<i>The relationship of symbolic function in language formation and in neurosis</i>
Lawrence S. Kubie	<i>Appendix I: body symbolization and development of language</i>
1951	
Alex Bavelas	<i>Communication patterns in problem-solving groups</i>
Ivor A. Richards	<i>Communication between men: the meaning of language</i>
Lawrence S. Kubie	<i>Communication between sane and insane: hypnosis</i>
Herbert G. Birch	<i>Communication between animals</i>
Claude Shannon	<i>Presentation of a maze-solving machine</i>
Donald M. MacKay	<i>In search of basic symbols</i>
Donald M. MacKay	<i>Appendix I: the nomenclature of information theory</i>
1952	
Gregory Batson	<i>The position of humor in human communication</i>

Lawrence S. Kubie	<i>The place of emotions in the feedback concept</i>
W. Ross Ashby	<i>Homeostasis</i>
J. Z. Young	<i>Discrimination and learning in octopus</i>
John R. Bowman	<i>Reduction of the number of possible boolean functions</i>
Ralph W. Gerard	<i>Central excitation and inhibition</i>
W. Ross Ashby	<i>Mechanical chess player</i>
G. Evelyn Hutchinson	<i>Turbulence as random stimulation of sense organs</i>
Walter Pitts	<i>Investigations on synaptic transmission</i>
Henry Quastler	<i>Feedback mechanism in cellular biology</i>
<hr/>	
1953	
<hr/>	
W. Grey- Walter	<i>Studies on activity of the brain</i>
Yehoshua Bar-Hillel	<i>Semantic information and its measures</i>
Yuen Ren Chao	<i>Meaning in language and how it is acquired</i>
Warren S. McCulloch	<i>Appendix I: summary of the points of agreement reached in the previous Nine Conferences on Cybernetics</i>

Un peu plus de soixante ans après cette initiative nous ne pouvons qu’être frappé par son caractère interdisciplinaire. Compte tenu des guerres intestines qui existent encore aujourd’hui entre la biologie, l’informatique, les mathématiques et les SHS, il apparaît légitime de se demander comment la cybernétique a pu réussir son programme de fédérer autant de chercheurs de disciplines différentes. Il serait évidemment nécessaire de conduire une thèse entière sur cette question pour y répondre convenablement. Pour autant, il nous semble qu’un des éléments explicatifs de cette étonnante interdisciplinarité soit le suivant. Bien que les participants aux conférences de Macy aient des buts scientifiques différents, ils partagent tous le même objectif général. Ce dernier est d’une importance considérable puisque, d’une part, il est au fondement de la science des systèmes et, d’autre part, il a réussi à fédérer des chercheurs d’horizons éloignés. Comme l’expose avec clarté l’extrait de documentaire qui suit, cet objectif est ambitieux puisqu’il s’agit de participer à l’instauration et la stabilisation d’un nouvel ordre mondial plus pacifique et tolérant. Notons que cet extrait permet en ce sens de souligner l’intérêt particulier que les invités de Josiah jr. Macy ont porté à l’ouvrage dirigé par Theodor W. Adorno (1950) sur l’étude de la personnalité autoritaire. Car, à l’aide des

machines à calculer et de la théorie des systèmes, ces derniers souhaitent *in fine* participer à l'instauration d'une idéologie politique bien spécifique. À travers la cybernétique et ses potentielles applications socioéconomiques, les chercheurs présents lors des conférences de Macy n'envisagent ni plus ni moins que de programmer un homme nouveau dit « antiautoritaire » (Dammbeck, 2003).

« Entre 1946 et 1953, des scientifiques éminents de diverses disciplines se rencontrent au *Big Man Hotel*, à New York, à l'invitation de la fondation *Josiah Macy*. Parmi eux se trouvent Norbert Wiener, Margaret Mead, Gregory Bateson, Kurt Lewin et John von Neumann. Le but de ces rencontres confidentielles, que l'on baptisera plus tard les conférences Macy et auxquelles participent parfois des agents de la CIA, est de créer une science permettant de prévoir et contrôler le comportement humain. En ces temps de guerre froide, les États-Unis ont un besoin urgent de cette arme pour avoir l'avantage sur le nouveau champ de bataille du subconscient. Les participants des conférences Macy accueillent avec un grand intérêt la publication, en 1950, de *La personnalité autoritaire*. Il s'agit d'une étude collective de [...] l'*Institut de Recherche sociale* de Francfort dont les figures majeures sont Max Horkheimer et Theodor Adorno. *La personnalité autoritaire* est, à l'époque, l'étude sociologique la plus complète d'une société, en l'occurrence, les États-Unis. Elle entreprend de fournir une explication scientifique aux préjugés religieux et raciaux. Les milliers d'entretiens récoltés forment une gigantesque base de données qui est exploitée par les ordinateurs les plus modernes et doivent expliquer comment le comportement autoritaire peut devenir un phénomène de masse. Les auteurs de l'étude pensent que la cause se situe dans la matrice autoritaire de l'homme qui est la clé de la psychologie du fascisme et des systèmes autoritaires en général. Cette matrice se développe au travers de l'éducation et de la tradition [...]. Objectif de *La personnalité autoritaire* : cerner l'individu potentiellement réceptif au fascisme et au racisme, spécialement envers les juifs. À cet effet, les sociologues mettent au point une échelle qui doit mesurer le potentiel fasciste de l'individu, baptisée échelle F. Les tendances cachées de la personnalité doivent être mises au jour grâce aux techniques psychologiques les plus sophistiquées comme celles du psychologue américain Henri Murray, l'un des pères des tests de recrutement actuels. Pour éradiquer à jamais le fascisme et l'antisémitisme, il apparaît nécessaire de changer la nature de l'homme et de son modèle culturel afin que cette matrice autoritaire disparaisse définitivement. Mais comment pénétrer sans opération dans la personnalité et la conscience des hommes pour changer cela ? D'après le psychologue gestaltiste Kurt Lewin, l'un des participants aux conférences Macy, il convient d'abord de détruire les anciens équilibres et valeurs pour rendre les relations fluides. De nouveaux équilibres et valeurs peuvent alors être établis et seront consolidés durablement par l'autorégulation. La rééducation devient de l'auto-rééducation. Le monde est censé se transformer en une société mondiale post-nationale et multiethnique sans frontière codifiée. Les participants des conférences Macy pensent pouvoir fournir les outils et les plans de construction nécessaires à l'avènement de ce nouvel ordre mondial : des machines à calculer nouvelles et plus rapides ainsi qu'une théorie des systèmes et des modèles cybernétiques grâce auxquels tous les domaines de la science, de la culture et de la

politique pourront être contrôlés et dirigés. Cela doit permettre la programmation d'un homme nouveau ; d'un homme antiautoritaire » (Dammbeck, 2003).

Dans le sens des travaux d'Antoinette Rouvroy, de Thomas Berns (2013) et de ceux de Dominique Cardon (2015a), nous retrouvons au fondement même de la science des systèmes l'idéal de gouvernance qui caractérise le modèle démocratique propre au continent nord-américain. La cybernétique doit permettre de mieux comprendre le fonctionnement des hommes et des machines afin de mieux organiser leurs relations. Mais cette organisation doit se faire de la manière la plus libre possible. Et organiser la liberté est une chose complexe. Pour les conférenciers de Macy, c'est à cet endroit que se trouve tout l'intérêt de la cybernétique. En permettant de mieux comprendre et représenter l'intelligence du vivant, la science des systèmes doit offrir aux hommes les moyens de développer des machines capables de la distribuer et de l'augmenter. Les cybernéticiens pensent de cette manière pouvoir lever le défi de la complexité que sous-tend leur projet de gouvernance antiautoritaire. Du point de vue du sociologue, un tel projet peut *a priori* apparaître surprenant de la part de spécialistes traditionnellement connus pour avoir très tôt pacté avec la *Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA)*. Il nous semble en ce sens important d'apporter la précision suivante. Ce n'est pas parce que les premiers cybernéticiens entendent œuvrer pour l'instauration d'un gouvernement antiautoritaire que leurs conceptions ne servent pas les autorités états-uniennes dans leur projet d'« américanisation » du reste du monde (Krige, 2006), bien au contraire ; et cela, pour deux raisons. La première est que les forces militaires du gouvernement américain ont pu réaliser un usage détourné du projet que recouvre la fabrication des premiers agents de calcul. La seconde est qu'en référence aux travaux d'Herbert Marcuse ([1964] 1968), ce projet peut en lui-même être considéré comme une forme d'autoritarisme qui ne dit pas son nom dans le sens où il renvoie à l'idéologie libérale que l'on retrouve, par exemple, dans l'expression « *american way of life* ». Rappelons que, dans les années soixante, la gauche américaine relie ce slogan à un esprit démocratique et antiautoritaire. Bien que de *prime abord* bienveillant, le projet des cybernéticiens n'est donc pas exempt de toute forme de critique. Une des plus médiatiques est d'ailleurs celle qu'a effectuée, quelques années plus tard et avec bien trop de passion, le mathématicien écologiste Theodore Kaczynski plus connu sous le surnom d'Unabomber (1998)⁷².

Il n'en reste pas moins qu'avec le développement de la bureaucratisation et du taylorisme aux États-Unis, les premiers cybernéticiens ont conscience que les hommes du monde libre

⁷² Nous disons « avec bien trop de passion » parce qu'il ne faut pas oublier qu'Unabomber est l'auteur de plusieurs attentats entre 1978 et 1995.

sont, dans les années quarante, aliénés par la masse de connaissances qu'ils accumulent durant leurs activités. Le cas du travail scientifique, que ces cybernéticiens connaissent bien, en est une parfaite illustration. Or, compte tenu de l'importance du mouvement de spécialisation des activités sociales qu'implique l'institution d'un gouvernement moderne, il ressort que le bon équilibre de la démocratie nécessite, de leur point de vue, une exploitation intelligente de ces connaissances. Comme l'expose l'extrait d'interview d'Abraham Moles présenté ci-dessous, les machines pourraient alors constituer ce « cerveau unique », ce « supplément d'âme » susceptible de permettre la libération des êtres humains.

« Le grand drame du monde actuel, je crois, le problème fondamental, c'est que l'homme est en train de se noyer dans ses propres produits. Ses propres produits, ce sont essentiellement du papier. L'homme est en train de se noyer dans un flot de papiers. Le flot de ces connaissances le submerge. Il n'y a plus d'équilibre entre la surface et la profondeur des connaissances. Et, par conséquent, il est submergé. Il est pris. Il est aliéné par rapport à ce que lui-même a pu trouver. Par conséquent, l'homme, maintenant, l'image de l'homme, l'image du savant, c'est un pauvre monsieur tout seul, avec son stylo à bille et un bout de papier, au sommet d'une énorme montagne de bouquins dont il ne sait que faire ! Tout est dedans. Mais il faudrait le chercher et il ne sait pas comment. Eh bien, ici, les machines résolvent ce dilemme fondamental, je crois. La documentaliste universel qui est liée, au point de vue technique, à la machine à traduire. La machine qui permet de retrouver automatiquement tout ce qui a été dit. Ou, tout ce qui a été dit d'intelligent. Ou, tout ce qui a été dit d'intéressant, sous un certain angle, dans la montagne de ce que l'esprit humain a produit depuis deux mille ans ; dans toute la mémoire du monde, comme le disait Alain Resnais. Je crois qu'ici, il y a une solution. C'est peut-être, d'une façon un peu prosaïque, le supplément d'âme que réclamait Bergson. Ce supplément d'âme par rapport à la masse des capacités mécaniques, technologiques de l'homme et par rapport à la masse même de ses connaissances. Trop de savoirs. Si ce sont les autres qui l'ont trouvé, il faut que ça passe, à un certain moment, par un cerveau unique » (Abraham Moles ; cité in Lallier, 1963).

En somme, il ressort des discussions de Macy deux conceptions différentes de systèmes permettant de conférer à l'homme un esprit supplémentaire susceptible de l'aider à s'émanciper de la cage de fer où il s'est lui-même enfermé : le modèle de l'ordinateur et celui du perceptron.

II.1.2. Le modèle de l'ordinateur

Des machines organisées

Le modèle de l'ordinateur renvoie directement aux travaux d'Alan Turing concernant sa fameuse machine universelle (Ince, 1992), c'est-à-dire ce dispositif censé permettre de traduire tout problème mathématique ou logique en une suite d'opération simple que l'on peut représenter sur un plan virtuel. C'est donc suite aux travaux de Kurt Gödel (1931) et d'Alonzo Church (1941) qu'Alan Turing, en concevant cette machine (Ince, 1992), invente le principe de l'algorithme. John von Neumann (1958) reprend ce principe afin de l'implémenter au sein des grands calculateurs de l'époque et permettre ainsi la constitution progressive du premier ordinateur. L'*Electronic Numerical Integrator Analyser et Computer (ENIAC)* développé en 1946 est en ce sens souvent considéré comme le dernier des grands calculateurs. L'*ENIAC* est en effet progressivement transformé en un *Electronic Discrete Variable Automatic Computer (EDVAC)* qui, en référence à la machine universelle de Turing, ne fonctionne plus en décimal, mais en binaire. Aux yeux des spécialistes de l'intelligence artificielle, l'*EDVAC* est donc le premier quasi-ordinateur dans la mesure où il est conçu selon le principe de l'algorithme proposé par Alan Turing (Ince, 1992) et selon le modèle d'architecture informatique développé par John von Neumann(1958). Cette architecture est, encore aujourd'hui, à la base de la conception de la majorité des ordinateurs. Elle peut être présentée à l'aide de la figure 32.

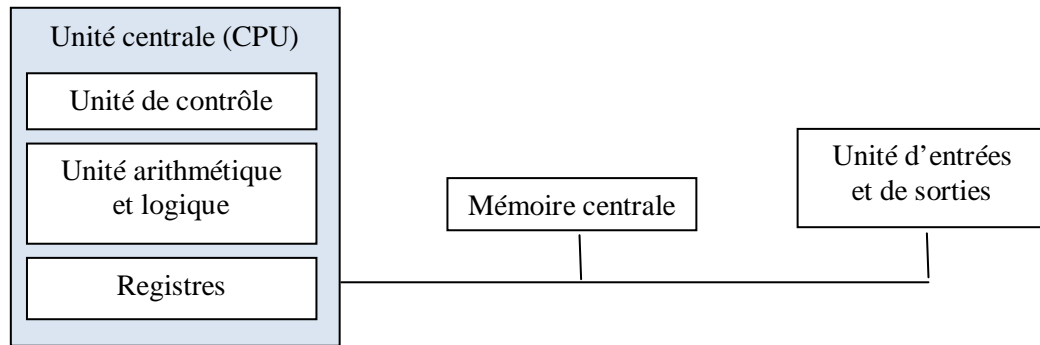


Figure 32. Architecture von Neumann

L'unité centrale ou, si l'on préfère, le processeur, est l'élément fondamental d'un ordinateur von Neumann. Elle a pour rôle d'exécuter les programmes stockés dans la mémoire centrale. L'unité centrale est composée d'une unité de contrôle, d'une unité arithmétique et logique, et de registres. Plus précisément, l'unité de contrôle a pour fonction de charger les instructions et de les décoder. L'unité arithmétique et logique a, quant à elle, pour fonction d'exécuter les instructions préalablement chargées et décodées par l'unité de contrôle. Les registres composent des mémoires rapides. Ils permettent de stocker des résultats temporaires ou des informations de commande. Ils ont, pour chacun d'entre eux, une fonction particulière (e.g., compteur ordinal ou registre d'instruction).

Le grand succès que connaît l'*EDVAC* permet, en 1951, la création et la commercialisation des premiers « vrais » ordinateurs que sont l'*UNIVersal Automatic Computer (UNIVAC)* et l'*International Business Machine 701 (IBM 701 ; cf. figure 33)*. Notons que ces premiers ordinateurs avaient des capacités calculatoires qui apparaissent aujourd'hui assez dérisoires. Par exemple, l'*IBM 701* était composé d'une mémoire capable de stocker 2 048 mots de 36 bits chacun. Il pouvait réaliser 16 000 opérations de soustraction et d'addition par seconde ainsi que 2 000 opérations de multiplication et de division par seconde. Il était également capable d'effectuer 33 opérations distinctes et d'exécuter des instructions comportant jusqu'à 18 bits. Bien que, de nos jours, cette puissance de calcul semble assez limitée, elle n'en fût pas moins suffisante pour permettre à l'*IBM 701* d'exécuter les premiers programmes dits intelligents. Par exemple, en 1959, Arthur L. Samuel, chercheur au laboratoire *Bell* d'*IBM*,

conçoit un programme de jeu de dames pour l'IBM 701 capable de défier de bons amateurs. Pour l'époque, cette capacité est perçue comme une belle performance.

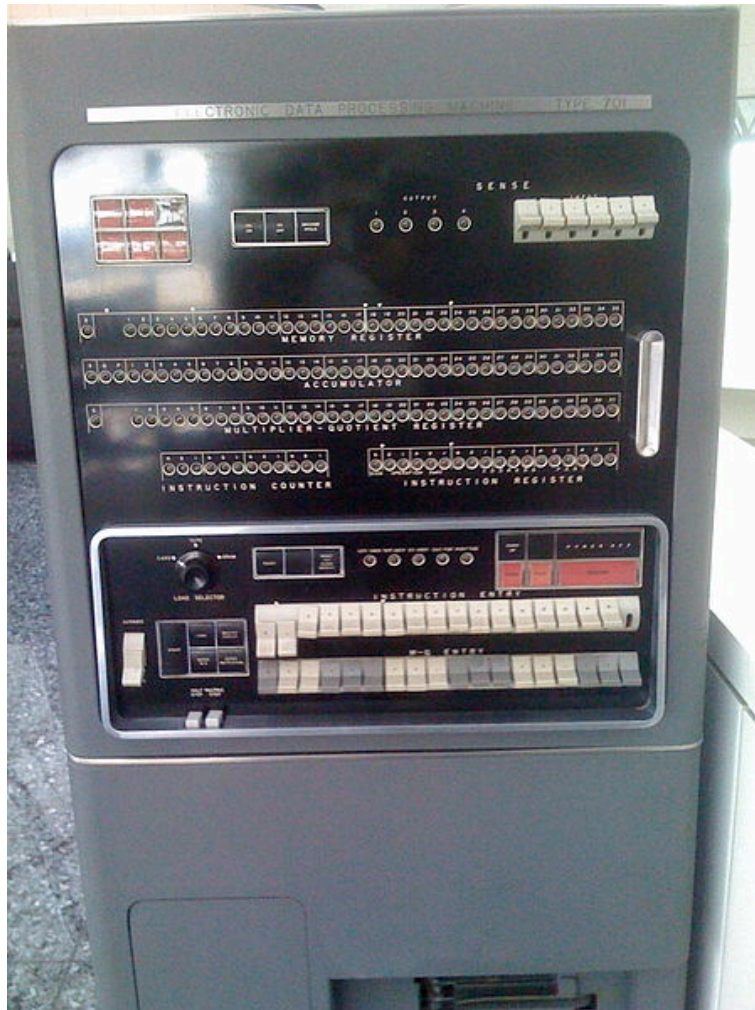


Figure 33. Photographie de l'IBM 701⁷³

II.1.3. Le modèle du perceptron

Des machines non organisées

Le modèle du perceptron renvoie directement aux travaux de Warren McCulloch et de Walter Pitts (1943). Il découle de ce qu'Alan Turing appelle les machines non organisées (Ince, 1992). Il constitue une manière d'abstraire le fonctionnement d'un neurone humain. En

⁷³ La photographie de la figure 33 est disponible selon les termes de la licence *Creative Commons* intitulée *Attribution 2.0 générique*.
https://commons.wikimedia.org/wiki/File:IBM_701console.jpg?uselang=fr

vertu de la loi du tout ou rien, un neurone artificiel peut être représenté comme une unité de calcul élémentaire variant entre deux unités de valeur 0 et 1 en fonction de son excitation ou de son inhibition. Pour Warren McCulloch et Walter Pitts, ce modèle abstrait du neurone humain peut permettre de développer des réseaux d'unité de calcul simple capables de réaliser toutes formes d'opération logique. Franck Rosenblatt (1958) s'inspire des travaux de ces deux auteurs pour développer des systèmes de calcul qui ne reposent plus sur le modèle de l'architecture von Neumann, mais sur celui du réseau de neurones. Ce dernier peut être représenté à l'aide de la figure 34.

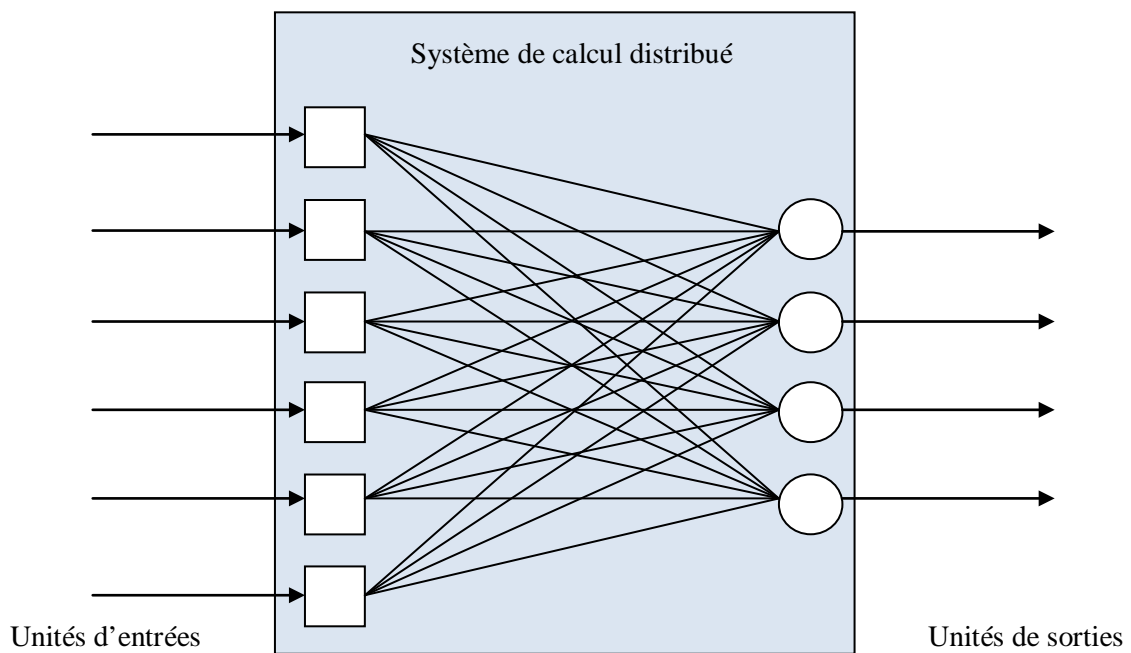


Figure 34. Réseau de neurones artificiels

À la différence de l'architecture von Neumann, il n'y a, dans le réseau de neurones artificiels, ni unité centrale permettant d'exécuter des programmes, ni mémoire permettant de les stocker. Les unités de sorties sont calculées par les perceptrons qui composent le réseau. Chaque perceptron peut être représenté par deux couches de cellules. La première, celle des cellules d'entrée, est souvent considérée comme la rétine du réseau (*cf.* les carrés de la figure 34). C'est elle qui capte les unités d'entrée. Ces unités d'entrée peuvent par exemple être les pixels d'une image noire et blanc : le pixel est allumé, l'entrée est égale à 1 ; le pixel est éteint, l'entrée est égale à 0. La seconde couche constitue celle des cellules de sortie et compose l'ensemble de ce que l'on appelle généralement les organes centraux des perceptrons

(cf. les ronds de la figure 34). Ces sorties peuvent par exemple être associées à différentes formes : carré, rond, triangle, ou encore, losange. Chacun des organes, c'est-à-dire chacune des cellules de sortie permet de donner une réponse (e.g., carré, rond, triangle, ou encore, losange) propre à la stimulation de la rétine (i.e., à l'état de chaque pixel) en fonction d'un poids spécifique qui est accordé à chaque cellule d'entrée. Ce poids est généralement déterminé par apprentissage selon la règle de Hebb (1949) qui veut que si une cellule d'entrée et une cellule de sortie se stimulent ensemble, c'est qu'elles sont en train de se lier. Ainsi, un petit réseau de neurones artificiels peut par exemple apprendre à classer des images représentées par des pixels en diverses formes géométriques.

Une des premières grandes applications du modèle du perceptron est le *Mark I Perceptron* que Franck Rosenblatt (1958) a développé au *Cornell Aeronauticall Laboratory* entre les années 1957 et 1959. Ce réseau de neurones constituait un système de calcul distribué de 512 cellules d'entrées et de 8 cellules de sorties. Les 512 cellules d'entrées étaient associées à une grille de capteurs sensoriels photosensibles 20×20 . Le *Mark I Perceptron* était de ce fait capable de représenter des images visuelles de 400 pixels. À partir d'un jeu préétabli de couple de données entrées/sorties et selon les mêmes principes que nous venons de présenter, ce petit réseau de neurones pouvait apprendre à reconnaître et classifier différentes séries d'images visuelles.

II.1.4. Des machines intelligentes ?

Une intelligence propre aux machines

Le modèle de l'ordinateur et celui du perceptron sont au fondement de l'intelligence artificielle. Ils ont joué un rôle très fort dans l'évolution de cette discipline qui a été institutionnalisée comme une science un peu après la conférence que Marvin L. Minsky, John McCarthy, Claude Shannon et Nathan Rochester ont organisée en 1956 au collège de Dartmouth. Cependant, avant de présenter comment les modèles de l'ordinateur et du perceptron ont structuré l'histoire de l'intelligence artificielle, nous souhaitons insister sur un point fondamental compte tenu des critiques qui lui ont traditionnellement été adressées. Comme nous l'avons vu à partir du cas d'Alan Turing (1950), les fondateurs de l'intelligence artificielle n'ont jamais vraiment considéré que le modèle de l'ordinateur et celui du perceptron reproduisent l'intelligence du vivant. Warren McCulloch et Walter Pitts (1943),

qui s'inspirent pourtant explicitement du cerveau humain, ont par exemple clairement conscience que l'abstraction qu'ils proposent du neurone ne permet pas de représenter correctement son fonctionnement. La notion d'intelligence artificielle a en ce sens été largement discutée par les spécialistes qui la font exister. Pour certains d'entre eux, il serait d'ailleurs plus juste de parler de quasi-intelligence lorsque l'on souhaite désigner les capacités de traitement d'informations des machines.

« Michel Melkanoff : La possibilité d'utiliser une machine comme un ordinateur nous permettra de faire des calculs extrêmement rapides qui pourront faire agir une machine de façon quasi-intelligente. Quand je parle de machine, je ne peux pas vraiment les comparer avec les hommes. Je dis elles sont quasi-intelligentes dans le sens où elles peuvent quelquefois résoudre des problèmes qui jusqu'ici étaient seulement résolus par des hommes.

Interviewer : Vous dites, en quelque sorte, qu'une tâche, une fois mécanisée, cesse d'être intelligente ?

Michel Melkanoff : Oui. C'est ça. C'est justement ça. Parce qu'une fois qu'on a compris comment la mécaniser, il n'est plus besoin d'un être humain pour continuer. Je peux écrire un programme, je peux faire un système mécanique ou électronique. Au fond, c'est ça que l'ordinateur nous permet. Il nous permet de faire des résolutions de travaux à une vitesse électronique, ce qui nous donne une nouvelle dimension.

Interviewer : Aujourd'hui, par exemple, on dirait qu'un homme qui compose de la musique ou un homme qui écrit des poèmes se comporte d'une manière intelligente. Si la machine faisait ça, vous ne diriez pas que la machine est intelligente ?

Michel Melkanoff : Mais la machine fait ça ! Seulement, elle le fait d'une façon qui est plus ou moins réussie, plus ou moins agréable. Peut-être même le fait-elle fondamentalement dans le même sens que l'homme. C'est-à-dire, prenez par exemple une composition de musique. On peut faire un programme qui a étudié les travaux de Beethoven et qui a fait des analyses statistiques sur les suites de notes les plus réussies, les plus communes. Alors, on peut demander à un programme de nous sortir des groupes de notes de ce genre, avec, quelquefois, des notes aléatoires pour mettre un peu de variété là-dedans. Alors, si vous voulez, vous pouvez dire que la machine a composé. D'autre part, cette composition est basée sur une étude superficielle de la musique de Beethoven. Elle n'est pas basée sur le fait que Beethoven lui-même avait une connaissance de la musique beaucoup plus puissante, beaucoup plus complète ; et, que cette connaissance était aidée, dans ses découvertes, par des sensations qui venaient de tous ses sens – par la vue, par l'ouïe, par le goût même – que lui traduisait, d'une façon que l'on ne comprend pas très bien, en termes musicaux » (cité in Moreuil, 1972).

Pour Michel Melkanoff, la machine n'est donc pas intelligente à la manière du vivant. Elle ne traite pas les informations de la même manière que le cerveau humain. La machine peut cependant réaliser, de façon mécanique, une tâche intelligente. Elle peut par exemple

composer une musique. Selon Michel Melkanoff, elle peut même, peut-être, le faire selon des processus qui sont fondamentalement semblables à celui d'un musicien. Mais l'intelligence de la machine n'est pas une expérience humaine : c'est l'expérience d'une machine. Elle est produite sans émotion dans un rapport au monde qui n'est pas écologique dans le sens biologique et psychologique du terme. L'*IBM 701* se moque de gagner au jeu de dame ; l'amateur, probablement moins. Surtout s'il est observé et reconnu par ses observateurs comme un grand joueur (*cf.* le cas de Garry Kasparov). Quel enfant n'a pas éprouvé une joie immense à gagner le programme d'un jeu électronique ? Et cela, d'autant plus s'il est observé par un de ses copains.

C'est pourquoi, pour d'autres spécialistes, l'intelligence artificielle n'est pas un terme très adapté pour qualifier les capacités des machines à réaliser différentes tâches cognitives.

« D'abord, moi je n'aime pas beaucoup le terme intelligence artificielle. Pourquoi ? Parce que je ne crois pas que le produit du cerveau humain soit artificiel. Qu'est-ce que cela signifie artificiel ? Deuxièmement, je vous dirais qu'en ce qui me concerne, je crois que ces machines-là sont en train de donner à l'être humain une dimension d'intelligence qu'il n'avait pas avant. Et, à ce point de vue-là, encore, ce n'est pas une chose artificielle » (Walter Rosenblith ; cité in Moreuil, 1972).

Cet extrait d'interview montre encore une fois que le terme d'intelligence artificielle est probablement mal choisi ; à tout le moins, dans le sens qu'on lui prête communément. Par exemple, en adoptant le point de vue de Walter Rosenblith, la machine de Turing est le produit du cerveau humain. En tant que tel, elle n'a rien d'artificiel dans le sens où elle est moins une reproduction de l'intelligence humaine qu'une de ses productions : elle est moins une contrefaçon de l'intelligence humaine qu'une façon humaine de concevoir de l'intelligence. Autrement dit, en référence au verbatim exposé ci-dessus, les dispositifs techniques que l'on désigne couramment à travers la notion d'intelligence artificielle ne reproduisent pas l'intelligence de l'homme. Ils produisent une forme de pensée particulière qui offre à l'être humain une dimension d'intelligence dont il ne disposait pas avant.

C'est d'ailleurs afin de bien marquer cette différence entre intelligence humaine et intelligence des machines que nous proposons de mobiliser le terme d'agent de calcul pour désigner les intelligences artificielles qui sont conçues à partir des modèles de l'ordinateur et du perceptron. Et, en référence aux travaux de Michel Callon (2013) et de Bruno Latour (1993b), ces agents peuvent être minimalement définis comme des entités matérielles dotées d'une capacité à traduire de manière systématique des données d'entrées en des données de

sorties selon des traitements mécaniques spécifiques. Par conséquent, lorsque que nous écrivons qu'un agent de calcul a un esprit, ce n'est pas dans le sens où il détiendrait une intelligence qui reproduirait celle d'un être humain. Nous retrouverions la confusion dont nous avons parlé précédemment au sujet de la notion d'intelligence artificielle. Nous disons qu'un agent de calcul à un esprit dans la mesure où sa fabrication renvoie à une histoire humaine et sociale particulière. Un peu à la manière des lois de Montesquieu (1993 [1748]) et du capitalisme de Max Weber (1964 [1905]), l'esprit des agents de calcul n'est pas le même que celui des humains. C'est plutôt celui que ces derniers leur prêtent :

- en amont, en leur communiquant différents principes d'inférences leur permettant de résoudre divers problèmes ;
- en aval, en mesurant leurs performances selon des critères d'évaluation particuliers.

À la fin de la période de la cybernétique et au début de celle de l'intelligence artificielle, il existe ainsi deux modèles d'agents de calcul qui renvoient à deux esprits bien distincts. Au modèle de l'ordinateur correspond l'esprit de l'expert, c'est-à-dire l'idée que l'intelligence est la capacité qu'une entité a de computer logiquement des connaissances. Nous qualifions cet esprit de cognitiviste. Au modèle du perceptron correspond l'esprit de l'enfant, c'est-à-dire l'idée que l'intelligence est la capacité qu'une entité a d'apprendre à se représenter des connaissances. Nous qualifions cet esprit de connexionniste.

II.2. La prédominance de l'esprit cognitiviste

Un intérêt pour l'intelligence de l'expert

En 1956, c'est-à-dire lors de l'avènement de l'intelligence artificielle comme discipline, l'esprit cognitiviste domine dans le monde des agents de calcul. Plus précisément, c'est à partir de ce moment que les spécialistes de l'intelligence artificielle multiplient les interactions avec ceux de la psychologie. L'alliance qui résulte de ces échanges devient rapidement tellement forte que certains psychologues adoptent le modèle de l'ordinateur proposé par les spécialistes de l'intelligence artificielle. La psychologie cognitive naît progressivement de ces interactions et travaille à élaborer différents modèles de la cognition humaine qui, à leur tour, inspirent les chercheurs en intelligence artificielle. Les

représentations que ces deux disciplines font du traitement de l'information convergent alors vers un même modèle. Jerry A. Fodor et Zenon W. Pylyshyn (1988) le qualifient de fonctionnalisme computo-représentationnel dans la mesure où il peut être encapsulé par un programme informatique et appliqué par un ordinateur. Les chercheurs qui ont probablement le plus contribué à l'institution de cet esprit cognitiviste sont le psychologue informaticien Allen Newell et l'économiste sociologue Herbert A. Simon (1972).

II.2.1. L'esprit des agents cognitivistes

Computer des représentations symboliques

Selon l'esprit cognitiviste, l'intelligence, ou, si l'on préfère, la cognition, c'est calculer. Mais c'est calculer d'une certaine manière : c'est calculer à la façon d'un ordinateur (Fodor, 1975). Insistons sur ce point. L'esprit cognitiviste repose sur l'idée que toute forme de cognition consiste à réaliser des computations sur des symboles (Newell, 1980). Ces symboles ont un statut particulier : celui de représentation (Varela, 1988). Du point de vue du système intelligent et en tant que « re-présentation » d'un état du monde (Latour, 1993b), un symbole renvoie à une réalité matérielle et à une valeur sémantique. Il a une réalité matérielle puisqu'il est manipulable par un système physique. Il a une valeur sémantique puisque, référant toujours à une réalité plus ou moins concrète, il possède une signification qui lui est propre. Ces symboles sont alors des représentations manipulables selon des règles syntaxiques qui traduisent ce nous pourrions appeler les conditions de félicité du calcul réalisé. Dans l'esprit cognitiviste, les notions de représentation et de computation sont donc centrales. La figure 35 expose une manière de les schématiser.

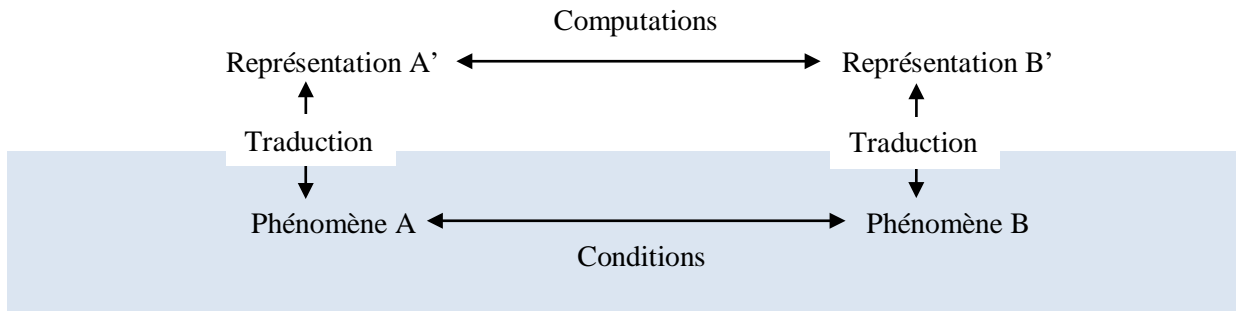


Figure 35. L'esprit cognitiviste

La figure 35 permet de mieux comprendre comment l'esprit cognitiviste a pu conduire Allen Newell et Herbert A. Simon (1972) à développer leur théorie de la résolution de problème (i.e., *General Problem Solving* ; *GPS*). Pour le psychologue informaticien et l'économiste sociologue, la résolution d'un problème peut en effet être considérée comme un chemin connectant une difficulté A et une solution B. Par exemple, le problème de démarrer la voiture consiste à la faire passer du phénomène A, le moteur de la voiture ne tourne pas, au phénomène B, le moteur de la voiture tourne. Pour Allen Newell et Herbert A. Simon, cette distance entre A et B peut être décomposée en plusieurs sous-problèmes. Mettre en marche le moteur de la voiture nécessite de trouver ses clés (ce qui n'est pas toujours évident), de pouvoir y accéder et d'en ouvrir la porte (l'hiver à Montréal, cela ne va pas de soi !), qu'il y ait de l'essence dans son réservoir, d'attacher sa ceinture (certaines voitures ne démarrent pas sans cette condition), et surtout, il faut que la voiture ne soit pas en panne (personne n'est à l'abri de ce genre de souci...). Chaque sous-problème peut ensuite être lui-même décomposé en plusieurs sous-problèmes. Démarrer la voiture n'est pas si simple, et l'on s'en rend bien compte lorsqu'elle ne fonctionne pas. La distance entre A et B s'accroît considérablement. L'espace des problèmes devient beaucoup plus important. De telle sorte qu'il est souvent nécessaire d'aller consulter un expert. En tout cas, pour Allen Newell et Herbert A. Simon, si les phénomènes A, B et si les conditions de félicités sont correctement représentées par des symboles et une syntaxe appropriés, alors, un agent de calcul est capable de résoudre le problème de démarrer la voiture. S'il est correctement programmé, cet agent de calcul pourrait même être l'expert dont nous venons de parler.

II.2.2. Des agents cognitivistes comme joueurs

L'exemple du jeu d'échecs

Afin d'exemplifier une forme d'application concrète de l'esprit cognitiviste, nous proposons d'exposer brièvement un agent de calcul capable de jouer aux échecs. Ce type d'agents est souvent présenté comme un archétype de la réussite de l'esprit cognitiviste. Rappelons que Garry Kasparov a finalement été vaincu par le programme informatique *Deep Blue* ! Aussi, en référence à ce que nous avons dit plus haut, pour pouvoir jouer aux échecs, un agent cognitiviste doit avant tout être capable de se représenter le jeu d'échecs. Le concepteur doit donc doter l'agent cognitiviste d'une mémoire où sont stockés les différents symboles lui permettant de se représenter :

- le plateau du jeu d'échecs ;
- les pièces du jeu d'échecs ;
- les règles du jeu d'échecs.

Ces différentes informations constituent ce qu'Allen Newell et Herbert A. Simon nomment les connaissances symboliques. Et c'est à partir de ces connaissances que l'agent cognitiviste peut réaliser les computations susceptibles de résoudre le problème de gagner la partie d'échecs. Pour ce faire, une stratégie possible est de rechercher, après chaque demi-coup joué par l'adversaire, l'action à la fois la plus optimale et la moins risquée. En référence aux travaux d'Allen Newell et d'Herbert A. Simon, cette stratégie est une manière de décomposer le problème général de la victoire de la partie d'échecs en une suite de sous-problèmes : à chaque sous-problème que constitue un coup est associée une stratégie visant à jouer le demi-coup qui permet de minimiser les gains de l'adversaire et de maximiser ceux de l'agent. Cette computation peut être élaborée selon le principe dit MinMax avec élagage alpha/bêta (cf. figure 36). Ce principe repose sur un calcul systématique des gains qui sont associés, pour l'agent et son adversaire, à chaque demi-coup envisagé. Pour ce faire, il est nécessaire de conférer aux pièces du jeu un certain nombre de points afin que l'agent cognitiviste puisse se représenter leurs valeurs respectives. Par exemple, prendre une dame peut compter pour un gain de 10 points ; prendre un pion pour un gain de 1 point. Le mécanisme du MinMax avec élagage alpha/bêta peut être représenté à l'aide de la figure 36.

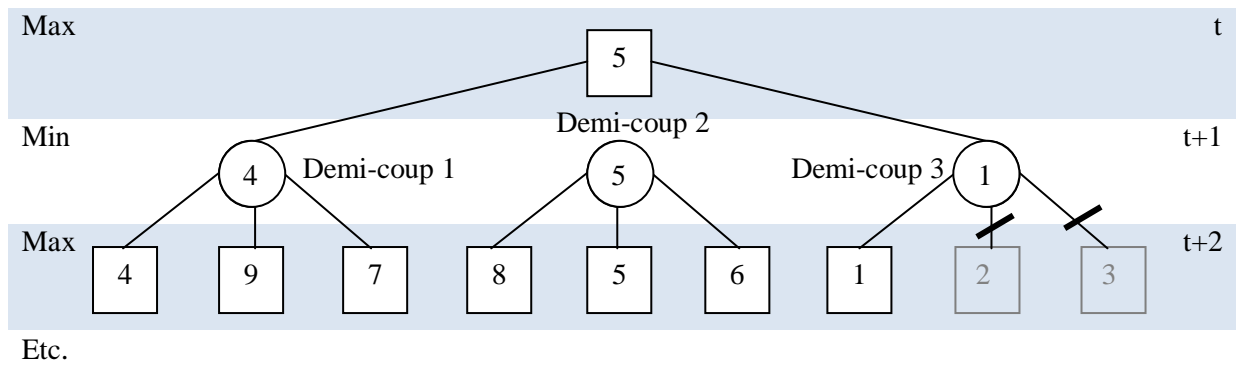


Figure 36. Algorithme MinMax avec élagage alpha/bêta

Les carrés représentent les gains de l'agent cognitiviste pour chaque demi-coup possible ; les ronds, ceux de son adversaire. La stratégie de l'agent est par conséquent une anticipation reposant sur l'hypothèse que l'adversaire partage sa rationalité. Voici comment il raisonne.

« À l'instant t , j'ai trois demi-coups possibles. En jouant le demi-coup 1 en $t+1$, j'aurais alors trois autres demi-coups possibles. Le premier me permettrait, en $t+2$, de gagner 4 points. Je le note : demi-coups 1, valeur minimale égale 4. Je continue mon exploration. Le second me permettrait de gagner 9 points. Mais comme mon adversaire n'est pas moins bête que moi, il fera en sorte que je ne gagne que 4⁷⁴. Je ne change donc rien. Je continue mon exploration. Le troisième me permettrait de gagner 7 points. Mais comme mon adversaire n'est pas moins bête que moi, il fera en sorte que je ne gagne que 4. Je ne change donc rien. Je continue mon exploration. En jouant le demi-coup 2, j'aurais, encore une fois, trois autres demi-coups possibles. Le premier me permettrait de gagner 8 points. 8 est plus grand que 4, c'est-à-dire que le gain minimal que je peux obtenir en jouant le demi-coup 1. Je le note : demi-coups 2, valeur minimale égale 8. Je continue mon exploration. Le second me permettrait de gagner 5 points. 5 est plus petit que 8. Mais comme mon adversaire n'est pas moins bête que moi, il fera en sorte que je ne gagne que 5. Je modifie donc la valeur minimale du demi-coup 2 : demi-coup 2, valeur minimale égale 5. 5 est plus grand que 4, c'est-à-dire le gain minimal que je peux obtenir en jouant le demi-coup 1. Je continue mon exploration. Le troisième me permettrait de gagner 6 points. 6 est plus grand que 5. Mais comme mon adversaire n'est pas moins bête que moi, il fera en sorte que je ne gagne que 5. Je ne change donc rien. Je continue mon exploration. En jouant le demi-coup 3, j'aurais encore une fois trois autres demi-coups possibles. Le premier me permettrait de gagner 1 point. Mais comme mon adversaire n'est pas moins bête que moi, il fera en sorte que, qu'elle que soit les autres possibilités de gain pour les deux autres demi-coups possibles, je ne gagne pas plus de 1. Par conséquent, comme 1 est plus petit que 5, cela ne sert à rien que je perde mon temps à explorer plus avant ce troisième demi-coup. Je le note : demi-coup 3, valeur minimale égale 1. J'élague les autres possibilités » (agent cognitiviste).

⁷⁴ En faisant cette conjecture, l'agent poursuit donc le calcul en se plaçant du point de vue de l'adversaire et en partant du principe que, parmi l'ensemble des gains possibles, seul le plus faible est certain.

Cette capacité à élaguer est extrêmement importante du point de vue de l'agent cognitiviste puisqu'elle lui permet de préserver ses ressources calculatoires. L'agent peut alors les mobiliser pour aller plus loin dans son anticipation. Pour illustration, l'agent cognitiviste implémenté dans *Deep Blue*, qui rappelons-le a gagné contre Garry Kasparov, raisonnait un peu à la manière de celui que nous venons de présenter⁷⁵. Seulement, grâce à la puissance de *Deep Blue*, cet agent pouvait calculer entre 100 et 300 millions de demi-coups à la seconde et anticiper jusqu'à 12 demi-coups.

II.2.3. Des agents cognitivistes comme experts

Encapsuler les savoirs des humains

Dans les années soixante, les ordinateurs ne sont toutefois pas aussi puissants que *Deep Blue*. Il n'en reste pas moins que c'est à ce moment que sont développés les premiers systèmes experts. Et l'avènement de ces systèmes marque le point culminant de la prédominance de l'esprit cognitiviste. Ils connaissent en effet un grand succès auprès des plus importants acteurs socioéconomiques. Mais qu'est-ce qu'un système expert ? Un système expert n'est rien d'autre qu'un agent cognitiviste appliqué à un domaine d'expertise particulier. En référence aux travaux d'Armand Hatchuel et de Benoît Weill (1992), nous pourrions dire qu'un système expert est une manière de recomposer matériellement les stratégies de résolution de problème d'un certain nombre d'experts humains en leur conférant un caractère général et systématique : il est une façon d'assembler leurs savoirs en un stock d'informations qui peuvent être traitées par un moteur d'inférence fonctionnant selon divers formalismes logiques. L'agent cognitiviste que nous avons présenté en amont peut en ce sens être considéré comme une sorte de système expert du jeu d'échecs. Il est doté d'une mémoire comportant les connaissances d'un domaine d'expertise spécifique (i.e., le jeu d'échecs). Cette base de connaissance est composée de faits et de règles (i.e., le plateau, les pions, les demi-coups joués par l'adversaire et les règles du jeu d'échecs) qui sont alors computées selon des principes d'inférence (i.e., le principe MinMax avec élagage) propres au problème qui doit être résolu (i.e., gagner la partie). Cependant, à la différence de ce que l'on appelle généralement les systèmes experts, cet agent cognitiviste n'est pas vraiment à base de connaissance dans la mesure où sa mémoire comporte relativement peu d'informations. Par

⁷⁵ Nous disons « un peu » car *Deep Blue* encapsulait en réalité une partie des connaissances de différents experts des échecs, dont Gary Kasparov lui-même ; ce que ne fait pas l'agent que nous venons de présenter.

exemple, cette mémoire ne lui autorise pas l'accès aux fameuses bibliothèques d'ouvertures qui permettent à la majorité de ses confrères de ne pas trop répéter leurs stratégies de jeu. De plus, il n'est pas appliqué au monde du travail, mais à celui du loisir. Il n'encapsule donc pas l'expertise d'un spécialiste dans un des domaines qui composent l'activité socioéconomique d'une société. Il est conçu pour jouer et non pour travailler au sens économique du terme.

C'est notamment pour ces différentes raisons que le système *DENDRAL* développé en 1965 par Edward Feigenbaum et ses collègues est souvent considéré comme le premier système expert (Lindsay, Buchanan, Feigenbaum & Lederberg, 1993). À travers sa base de connaissance, *DENDRAL* encapsule plus exactement une partie des savoirs des spécialistes de la chimie. Cette expertise lui permet de répondre au problème de l'identification d'un composant chimique à partir des mesures physiques comme la spectroscopie de masse. Selon des principes d'inférences que nous ne pouvons détailler ici, *DENDRAL* peut ainsi identifier, à l'aide de son spectre et à partir de l'heuristique (i.e., de la règle condition-action) suivante, qu'une molécule X contient un groupe d'acétone⁷⁶ :

- SI X présente deux pics p_1 et p_2 tels que :
 - o $p_1 - p_2 = M + 28$;
 - o $p_1 - 28$ est un pic élevé ;
 - o $p_2 - 28$ est un pic élevé ;
 - o et au moins l'un des pics p_1 et p_2 est élevé ;
- ALORS X contient un groupe d'acétone.

Entre les années soixante-dix et quatre-vingt sont conçus de nombreux systèmes experts. En 1976, *PROSPECTOR* est développé afin d'évaluer la richesse en minerais d'un site géologique (Gaschnig, 1980). Deux ans plus tard, le système *XCON* est conçu de façon à déterminer la configuration des ordinateurs *VAX-II* en fonction des spécifications des clients (Forgy, 1981). *TAXMAN* est élaboré en 1977 afin de conseiller les entreprises sur les meilleures façons de payer le moins de taxe possible (McCarty, 1977). Quelques années plus

⁷⁶ L'exemple que nous proposons est souvent mobilisé par les informaticiens. La règle condition-action qui est présentée est *a priori* réelle. Pour autant, ne disposant d'aucune connaissance dans le domaine de la chimie, nous ne pouvons pas expliquer son référent. Ce dernier n'a toutefois aucune importance du point de vue des arguments que nous souhaitons mettre en avant. L'objectif de l'exemple proposé est simplement d'illustrer concrètement la forme que peut prendre une heuristique en informatique.

tard, le système *DELTA* est développé pour diagnostiquer les pannes des locomotives (Bonissone & Johnson, 1984). Mais ces différents systèmes experts ne sont que quelques exemples. Bien d'autres applications socioéconomiques des agents cognitivistes ont été réalisées durant cette même période.

II.2.4. Des agents cognitivistes capables d'apprendre

Expérience, découverte et *chunk*

Avec le développement des systèmes experts, les spécialistes de l'intelligence artificielle d'obédience cognitive bénéficient de nombreux financements qui favorisent considérablement leurs activités de recherche. Dès le début des années soixante, la *DARPA* est par exemple un des plus gros financeurs des projets de recherche en intelligence artificielle. Elle n'est toutefois pas le seul. D'autres organismes publics et privés participent au développement des agents cognitivistes qui connaissent, de ce fait, d'importantes évolutions. Suite aux avancées des spécialistes en intelligence artificielle qui, de manière marginale à ce moment, s'intéressent aux perceptrons, les agents cognitivistes sont progressivement dotés de capacités d'apprentissage. Ces dernières leur permettent de définir par eux-mêmes, à partir d'un échantillon d'exemples positifs et négatifs autorisant leur supervision, différentes stratégies de résolution de problème. Par exemple, en 1970, Patrick H. Winston élabore un agent cognitiviste capable de résoudre le problème de l'apprentissage du concept d'arche.

« Nous proposons dans cet article différents axes de recherche sur la manière dont une machine peut reconnaître et apprendre des concepts. Nous présentons différents programmes permettant de construire et de manipuler des descriptions abstraites de scènes qui ressemblent aux constructions que les enfants réalisent avec des cubes. Un de ces programmes utilise des échantillons de scènes pour créer des modèles de configuration simple, par exemple l'arc en trois briques. Un autre programme utilise les modèles ainsi obtenus pour apprendre à identifier ces scènes. Tout au long de l'article, nous insistons sur la nécessité d'utiliser des descriptions adéquates pour explorer la façon dont les machines peuvent percevoir et comprendre l'environnement visuel » (traduit par nous ; Winston, 1970, p. 3).

À partir de descriptions formalisées de scènes de jeux pour enfant, l'agent cognitiviste de Patrick H. Winston est capable d'identifier une arche d'un ensemble d'autres constructions. Notons que cet apprentissage repose sur un principe d'inférence que nous détaillons dans le chapitre 4 (*cf.* section III.1.2). Aussi, du point de vue de l'intelligence artificielle, cette avancée n'est pas négligeable. Elle permet de faciliter le travail de conception des agents

cognitivistes dans le même temps qu'elle permet de réaliser une partie de la production des connaissances expertes puisqu'avec le système de Patrick H. Winston, c'est l'agent qui code par lui-même l'expertise qu'il apprend à l'aide des données qui lui sont présentées.

Ce type d'apprentissage supervisé comporte toutefois une limite : il implique la préparation préalable d'un jeu d'exemples et de contre-exemples. Afin de dépasser cette barrière, Doug B. Lenat (1977) développe un agent cognitiviste capable d'apprendre par découverte, c'est-à-dire de manière quasiment non supervisée.

« En tant que scientifiques intéressés par l'étude de l'« intelligence », nous adoptons une perspective humaine pour développer différents modèles permettant de mettre à l'épreuve une théorie sur la manière dont fonctionne le comportement intelligent. De notre point de vue, l'homme peut être considéré comme un système symbolique de traitement d'informations. Sur un plan théorique, les tâches cognitives complexes peuvent en ce sens être comprises comme des recherches ou des explorations, chaque humain possédant (et accédant à) un vaste ensemble de règles empiriques informelles (ou heuristiques) qui limitent sa recherche. Le fondement de ce que nous nommons familièrement « l'intelligence » est ainsi considéré comme une recherche particulièrement efficace au sein d'un espace *a priori* immense. Le modèle informatique *AM* que nous décrivons intègre cette théorie. *AM* est un programme informatique qui développe de nouveaux concepts et de nouvelles conjectures mathématiques ; dans ses explorations, *AM* est guidé par un ensemble de 250 règles heuristiques d'ordre plus ou moins général. La nature opérationnelle de ces modèles permet de réaliser différentes expériences qui nous aident à tester et à développer des hypothèses sur l'intelligence. Un des aspects intéressants de nos travaux est qu'ils permettent de pointer l'omniprésence de l'orientation heuristique : l'intelligence ordinaire consiste à inventer et à résoudre des problèmes, y compris dans les domaines scientifiques et artistiques. Les objectifs de cette recherche sont ainsi (i) de démystifier le procédé par lequel les sciences et les arts sont créés, et (ii) de construire des outils (programmes informatiques) qui améliorent les capacités mentales des hommes » (traduit par nous ; Lenat, 1977, p. 257).

À l'aide d'un ensemble d'heuristiques générales qui ne sont rien d'autre que des règles de type condition-action fixes, préprogrammées et qui précisent à *AM* ce qu'il est possible de faire avec un nouveau concept⁷⁷, cet agent cognitiviste est capable de découvrir, ou plutôt redécouvrir, différents théorèmes d'arithmétique. Serge Boise (2007) nous dit par exemple que c'est à partir d'une heuristique comportant l'action « ALORS répéter plusieurs fois la même opération » qu'*AM* a pu (re)découvrir la multiplication en considérant la répétition de plusieurs sommes réalisées sur une même quantité. *AM* a toutefois effectué des exploits plus spectaculaires. Toujours selon Serge Boise, à force de manipuler et combiner les 250 heuristiques générales dont il disposait, il a réussi à retrouver la conjecture de Goldbach

⁷⁷ Par exemple, l'heuristique suivante : SI f est une fonction intéressante, ALORS chercher l'opération inverse.

qui veut que tout nombre pair est la somme de deux nombres premiers. Pour autant, pour Doug B. Lenat (1977 ; 1983), l'apprentissage d'*AM* est principalement limité par le fait qu'il ne peut pas produire, de manière autonome, les heuristiques générales lui permettant d'explorer l'espace des problèmes. Afin de remédier à ce manque, il développe, quelques années plus tard, l'agent cognitiviste *EURISKO*.

« Le programme *AM*, qui est une première tentative de mécanisation de l'apprentissage par découverte, a récemment été élargi et étendu à plusieurs autres domaines. L'échec final d'*AM* était apparemment dû à son incapacité à découvrir de nouvelles heuristiques assez puissantes et spécialisées à la variété des domaines qu'il explorait. À cette époque, nous pensions pouvoir facilement concevoir le domaine des « Heuristiques » comme un espace au sein duquel *AM* réaliserait ses activités d'exploration, d'observation, de définition et de développement. Cette tâche – apprendre à découvrir de nouvelles heuristiques – s'est toutefois révélée être bien plus difficile que nous l'avions imaginée, de telle sorte que nous n'avons que récemment réussi à la mécaniser. Peu à peu, nous avons en effet mieux compris la raison du succès d'*AM* dans le même temps que nous avons mieux saisi pourquoi il était si difficile de transférer ce programme à la découverte de nouvelles heuristiques. En somme, *AM* était un système de programmation automatique dont les actions primitives étaient des modifications d'éléments de codes *LISP*, un code qui permettait de représenter des fonctions de divers concepts mathématiques. Parce qu'il existait des relations approfondies entre *LISP* et le domaine des Mathématiques, ces actions primitives (déroulement de boucle, élimination de récursivité, de composition, d'arguments, substitution des fonctions, etc.), qui n'étaient rien d'autres que des mutateurs *LISP* de base, ont permis, lors de leur application à des concepts mathématiques déjà connus, de produire avec succès de nouveaux concepts mathématiques utiles. Pour autant, ce type de relations n'existant pas entre *LISP* et le domaine des Heuristiques, lorsque ces mutateurs de base étaient appliqués aux heuristiques utiles, ils ont presque toujours produit des règles inutiles (voire pire). Notre travail sur la nature des heuristiques a permis la construction d'un nouveau langage au sein duquel l'énonciation de ces dernières est plus naturelle et compacte. En bref, le vocabulaire de ce langage inclut de nombreux types de conditions, d'actions et de propriétés descriptives qu'une heuristique peut posséder ; plutôt que d'écrire un bloc substantiel de code *LISP* pour représenter l'heuristique, il devient de cette façon possible de déployer la même information à travers des douzaines d'emplacements. En utilisant ce nouveau langage, l'apprentissage par découverte qui caractérise *AM* est ainsi transférable au domaine des Heuristiques : les opérateurs syntaxiques de base autorisent maintenant la production de variables sémantiques utiles. Un peu à la manière dont McCarthy a permis à *LISP* d'encapsuler les fondements du domaine des Mathématiques, nous avons développé la syntaxe et le vocabulaire de notre nouveau langage de programmation de façon à lui permettre d'encapsuler les fondements du domaine des Heuristiques. Le programme *EURISKO* incarne ce langage ; nous présentons dans cet article son fonctionnement ainsi que ses résultats dans huit domaines d'expertise » (traduit par nous ; Lenat, 1983, pp. 61-62).

Dans le domaine de l'intelligence artificielle, *EURISKO* est souvent considéré comme un des plus impressionnants agents cognitivistes. Pour constituer ce dernier, Doug B. Lenat reprend le modèle d'*AM*, mais en décomposant ses heuristiques générales en de plus petits fragments (Boise, 2007). De manière probablement trop schématique, grâce au nouveau langage de programmation que recouvre *EURISKO*, il devient en effet possible de penser les heuristiques d'*AM* comme des compositions d'heuristiques plus petites. Par exemple, en référence à la règle de type condition-action que nous avons mobilisées pour présenter *DENDRAL*, la condition « $p_1 - p_2 = M + 28$ » peut être représentée, en elle-même, comme une suite d'heuristiques plus petites. Une de ces heuristiques pourrait être, par exemple :

- SI f présente une courbe tels que :
 - o f est une cloche ;
 - o dont la hauteur h est supérieure à 75 pixels ;
 - o dont la largeur l est inférieure à 12,5 pixels ;
- ALORS f est un pic p .

Une fois les heuristiques d'*AM* décomposées en de plus petits fragments, Doug B. Lenat (1983) équipe *EURISKO* d'un principe d'apprentissage que l'on qualifierait aujourd'hui d'évolution simulée. Comme nous le détaillerons dans le chapitre suivant, ce principe permet à cet agent de croiser et de muter des fragments d'heuristiques de façon à en produire de nouvelles qui sont ensuite sélectionnées selon des mécanismes visant à reproduire le modèle darwinien de l'évolution. Ainsi, *EURISKO* aurait été capable de faire muter la définition d'un pic que recouvre l'heuristique présentée plus haut afin d'améliorer la détection des matériaux comportant un groupe d'acétone. Plus précisément, il aurait pu le faire en croisant, par exemple, différents seuils de hauteur et de largeur permettant de distinguer ce qui est ou non de l'ordre d'une cloche. Outre ces exploits au jeu *The Traveller Trillion Credit Squadron*, *EURISKO* a ainsi permis d'améliorer la conception de circuits *VLSI* en 3D (Lenat, 1983).

En 1987, John Laird et ses collègues conçoivent la très reconnue architecture cognitive *SOAR*. *SOAR* est un agent cognitiviste qui se situe, peut-être de manière plus marquée qu'*ARCH*, qu'*AM* et qu'*EURISKO*, dans la tradition de la théorie de la résolution de problème d'Allen Newell et d'Herbert A. Simon (1972). Seulement, à la différence du *GPS* et à l'instar d'*ARCH*, d'*AM* et d'*EURISKO*, *SOAR* est doté d'une capacité d'apprentissage.

« L'objectif final des travaux réalisés dans le domaine de la conception d'architectures cognitives est de trouver les bases permettant à un système d'adopter un comportement intelligent de manière générale. Autrement dit, le but est de développer l'architecture permettant à un système d'utiliser l'ensemble des fonctions cognitives, l'ensemble des méthodes de résolution de problème, l'ensemble des représentations qui y sont associées et d'apprendre de tous les aspects des solutions qu'il peut trouver et des moyens d'y accéder. Dans cet article, nous présentons la mise œuvre d'une de ces architectures, *SOAR*. Nous décrivons ses principes organisationnels, son fonctionnement actuel ainsi que quelques démonstrations de ses capacités » (traduit par nous ; Laird, Newell & Rosenbloom, 1987, p. 1).

Pour John Laird *et al.*, *SOAR* est un nouveau système de résolution de problème universel centré sur la recherche d'heuristiques au sein d'espaces de problème. Comme dans le cas de *GPS*, *SOAR* a pour fonction de trouver les enchaînements d'opérateurs qui permettent de parcourir la distance séparant un point A (i.e., un état initial) et un point B (i.e., un état désiré). De façon analogue à *GPS*, *SOAR* crée des sous-problèmes à chaque fois qu'il rencontre une difficulté ; puis il les traite de manière indépendante selon une hiérarchie qu'il définit. Ce processus de création et de résolution d'un sous-problème est appelé un *chunk*. L'originalité de *SOAR* est qu'il est capable de mémoriser les *chunks* ayant historiquement connus une certaine réussite afin de les associer à un type de problème spécifique. Ces *chunks* peuvent de cette manière être activés pour faciliter la résolution de problèmes ultérieurs. À la différence de *GSP*, *SOAR* est donc capable de choisir des méthodes de résolution ou, si l'on préfère, des heuristiques différentes en fonction de chaque problème et sous problème qu'il est amené à traiter.

Selon Seymour Papert, dès les années soixante-dix, les spécialistes de l'intelligence artificielle travaillent ainsi à offrir aux agents cognitivistes la capacité d'apprendre des connaissances et de rechercher, au sein de ces mêmes connaissances, les solutions appropriées. Selon lui, ce programme de recherche marque l'avènement d'un nouveau style d'intelligence artificielle.

« Je vais donner un exemple de différence entre le style d'intelligence artificielle d'il y a quinze ans, donc des premières années, et les choses qui se font maintenant. On se met dans un petit monde, disons, on travaille beaucoup dans ces petits mondes définis. Un monde où il n'y a que les petits plots. On dit à la machine : « mets ce plot sur cet espace ». Elle essaie de le mettre et elle ne trouve pas la place. Donc, pour mettre le plot dans cet espace, il faut déplacer les autres objets. Or, dans le style 1960 de l'intelligence, la machine dit : « bon, j'ai quatre plots, je fais la combinatoire et j'essaie toutes les choses possibles... Ça ne marche pas. Ça ne marche pas. Ah ! Il y a une place ». Et à la suite d'une série d'actions plus ou moins bêtes, à la suite d'une série d'essais, la machine trouve.

Le style d'aujourd'hui : la machine essaie, elle voit qu'elle ne peut pas le mettre. Elle dit : « est-ce que j'ai une connaissance qui peut s'appliquer à cette situation ? ». Elle cherche dans sa mémoire [i.e., ses expériences passées et les savoirs qu'on lui a inculqués] et elle dit : « oui j'ai toute une série de connaissances sur cette situation que je peux appeler espace comblé ». Et elle voit qu'elle a toute une série de connaissances qui s'appliquent. Et donc, elle cherche dans cette connaissance et voit qu'une chose à faire, c'est ranger les objets. Elle les range, et maintenant, elle met le plot » (Seymour Papert ; cité in Folgoas, 1976).

Ce verbatim nous permet de mieux saisir comment, entre les années soixante et les années quatre-vingt, l'esprit des agents cognitivistes passent d'un régime de calcul à la fois simple, brut, exhaustif et sans véritable mémoire, à celui qui consiste à trouver ou retrouver des heuristiques en fonction de connaissances qui ont été apprises ou inculquées au cours du temps. Soulignons que ces heuristiques font alors directement écho à celles qui intéressent, à ce moment-là, les psychologues que sont Amos Tversky et Daniel Kahneman (1972 ; 1973). Elles aussi constituent des sortes de raccourcis cognitifs qui facilitent la résolution de problème que sous-tend toute forme de décision. Mais l'analogie s'arrête là, car les heuristiques des machines ne font pas l'objet des mêmes biais que ceux qui caractérisent, selon les auteurs, le jugement humain.

Jusqu'aux années 1980, les agents cognitivistes connaissent un grand succès. Ils comportent toutefois un certain nombre de faiblesses qui viennent avant tout de leur complexité. Ils sont à la limite de ce qui peut être réalisé durant une thèse (qui est pourtant le quantum d'action des spécialistes de l'intelligence artificielle) et ils font l'objet de très nombreux choix qui rendent difficile leur reproduction (Cornuéjols et Miclet, 2010). De telle sorte que, dès le milieu des années quatre-vingt, l'esprit cognitiviste s'essouffle : dans le monde des agents de calcul, il perd progressivement de son hégémonie.

II.3. La revanche de l'esprit connexionniste

Un intérêt pour l'intelligence de l'enfant

Après plus d'une vingtaine d'années de prédominance de l'esprit cognitiviste, l'esprit connexionniste retrouve une certaine influence. Dans les années quatre-vingt, les agents cognitivistes sont dotés de puissantes capacités de calcul. Ils ont bénéficié d'évolutions considérables. Cependant, aux yeux des spécialistes de l'intelligence artificielle, ils connaissent des limites qui ne sont pas seulement dues à leur complexité. Les agents

cognitivistes posent d'autres difficultés qui découlent de leur caractère strictement computationnel et représentationnel. Ces problèmes sont celui du fondement des symboles (i.e., le *symbol grounding problem* ; Harnad, 1990) et celui de la rigidité du plan. Il est d'ailleurs intéressant de noter que les chercheurs en SHS ont activement participé à leur condamnation. L'expérience de la chambre chinoise de John R. Searle (1980) et la théorie de l'action située de Lucy Suchman (1987) font partie de ces critiques les plus connues ; l'une en montrant que les symboles computés par les agents cognitivistes ne représentent aucune expérience subjective ; l'autre en pointant que les processus cognitifs sont naturellement adaptatifs dans la mesure où ils sont toujours la résultante des interactions qui relient une entité intelligente à son environnement.

Du point de vue de l'intelligence artificielle, ces deux problèmes recouvrent finalement ce que l'on appelle plus généralement le problème de la structure (i.e., le *frame problem* ; Bickhard & Terveen, 1995). Ce dernier est très ancien. Les spécialistes de l'intelligence artificielle en ont conscience dès les débuts de la cybernétique. Plus exactement, ce problème est celui de la modélisation et de la considération, par l'agent de calcul, des changements du monde à la suite d'une action (*cf.* le principe de rétroaction cher aux cybernéticiens). Selon Francisco Varela (1988), le problème que posent les agents cognitivistes est donc celui de la mécanisation, non plus des comportements des experts, mais de ceux des enfants. Comment un agent de calcul peut-il apprendre à se représenter son environnement et à s'y adapter ? En effet, si les agents cognitivistes sont capables d'apprendre, ces apprentissages ne sont que des explorations systématiques d'un espace de problèmes qui consistent à sélectionner et combiner des représentations symboliques de façon à pouvoir apprendre, par exemple, de nouvelles heuristiques. Mais, pour les agents cognitivistes, l'apprentissage de représentations est impossible. Malgré le développement des techniques d'apprentissages symboliques permettant de générer de nouvelles procédures, les logiques floues permettant d'introduire de la probabilité, ou encore, le méta-raisonnement permettant d'adapter les stratégies de résolution de problème, les agents cognitivistes s'arrêtent ou s'égarer systématiquement lorsqu'ils rencontrent des données qui ne sont pas bien structurées et qu'ils n'ont pas l'habitude de traiter (Memmi, 1990).

II.3.1. *L'esprit des agents connexionnistes*

Apprendre des représentations

Compte tenu de leur caractère computationnel et représentationnel, les agents cognitivistes sont bien adaptés à l'apprentissage et à la réalisation des fonctions cognitives dites de haut niveau (e.g., la planification et le calcul stratégique ; Varela, 1988). Toutefois, considérant mal les aspects interactifs, adaptatifs et dynamiques du monde, ces agents rencontrent beaucoup de difficultés pour apprendre les fonctions cognitives dites de bas niveau (e.g., la reconnaissance des sons et des formes). Avec le développement de la puissance de calcul et des techniques d'apprentissages pour les réseaux de neurones, les spécialistes de l'intelligence artificielle trouvent alors un nouvel intérêt à reconsidérer le vieux modèle du perceptron. Aussi, à l'instar d'Allen Newell et d'Herbert A. Simon (1972), l'économiste néoclassique Friedrich A. von Hayek (1952) et le neuropsychologue Donald Hebb (1949) ont joué un rôle particulièrement important dans l'institution de cet esprit connexionniste.

Pour Friedrich A. von Hayek, l'esprit est :

« Un ordre particulier d'un ensemble d'événements ayant lieu dans un organisme, cet ordre étant relié d'une certaine manière à l'ordre physique d'événements dans l'environnement, sans lui être identique pour autant » (traduit par Smith, 1999 ; Hayek, 1952, p. 149).

Plus précisément, pour Friedrich A. von Hayek, l'esprit est un système complexe auto-organisé et émergent. C'est une masse d'entités élémentaires et non intelligentes (i.e., des neurones) qui, une fois associées les unes aux autres selon la règle de Hebb (*cf.* section II.1.3), s'auto-organisent pour exprimer des propriétés globales intéressantes. La connaissance est donc ici considérée comme le produit d'une dynamique de connexions neuronales. Elle renvoie à un ensemble d'évènements se déroulant dans le cerveau (i.e., dans l'organisme). Selon Friedrich A. von Hayek, cet ordre particulier d'évènements est alors associé, par le biais de différents organes perceptifs, à l'ordre physique des phénomènes qui composent l'environnement. Autrement dit, l'esprit connexionniste peut être compris comme un ensemble de configurations neuronales représentant des phénomènes extérieurs au cerveau (*cf.* figure 37).

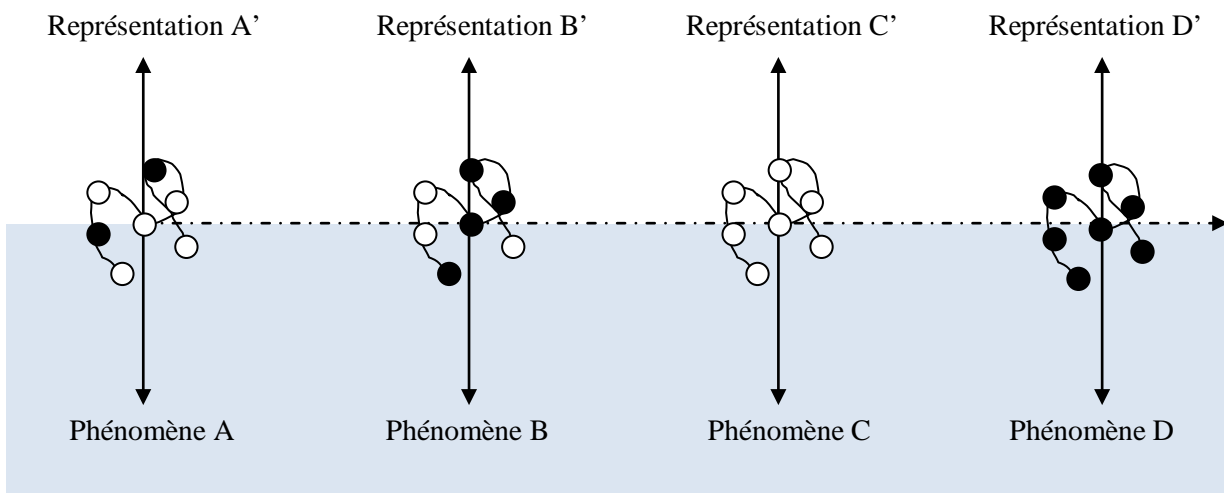


Figure 37. L'esprit connexionniste

Pour Friedrich A. von Hayek et Donald Hebb (1949), l'esprit n'est pas un système conventionnel de computations de règles explicites plutôt compliquées. C'est un système naturel d'associations de règles implicites et extrêmement simples qui, dans leur ensemble, donnent forme à une certaine complexité. Mais, concrètement, comment une machine peut-elle abstraire cette capacité une peu magique que constitue l'apprentissage de l'enfant ? Afin de répondre à cette question, nous proposons de présenter le fonctionnement d'un perceptron. Pour illustrer nos propos, nous reprendrons l'exemple de l'apprentissage de formes à partir d'une image noir et blanc que nous avons mobilisé dans la section II.1.3.

Comme nous l'avons vu, un perceptron peut être présenté comme un ensemble de deux couches de cellules. La première représente la rétine du perceptron. Elle est composée de plusieurs cellules permettant de traduire les stimuli en données d'entrées. La deuxième représente le corps du perceptron. Dans le cas du perceptron simple, il n'y a qu'une cellule corps (*cf.* figure 38). Cette dernière a pour finalité de traduire les stimuli d'entrées en une fonction d'activation de sortie comprise entre 0 et 1.

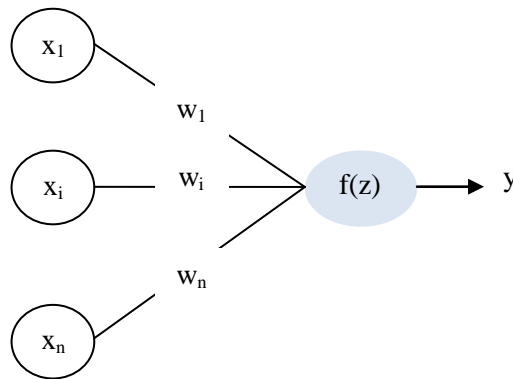


Figure 38. Perceptron simple

Plus formellement, cette fonction d'activation est :

$$y = f(z)$$

Pour :

$$z = \sum_{i=1}^n x_i w_i$$

Avec :

- x_i correspond à une donnée d'entrée quelconque (e.g., 1 ou 0 en fonction de l'état allumé ou éteint d'un pixel d'une image en noir et blanc) ;
- y correspond à une sortie prédite quelconque (e.g., 1 ou 0 si la configuration des pixels allumés et éteints de l'image considérée représente ou non un carré) ;
- w_i correspond au poids associé à une donnée d'entrée x_i (e.g., la valeur apprise à l'aide d'un échantillon d'images plus ou moins grand et permettant d'indiquer le niveau d'association entre l'état d'un pixel et la présence ou non d'un carré).

Aussi, la fonction $f(z)$ est souvent de type Heaviside et est définie selon un seuil Θ tel que :

- SI $z > \Theta$
- ALORS $y = 1$ (e.g., l'image est un carré)

- SINON $y = 0$ (i.e., l'image n'est pas un carré).

C'est donc de cette manière qu'un perceptron simple peut apprendre à classer les représentations A', B', C' et D' présentées dans la figure 39 en fonction des données x_i et des poids w_i qui y sont associés. En d'autres termes, c'est un séparateur linéaire que l'on peut représenter comme suit.

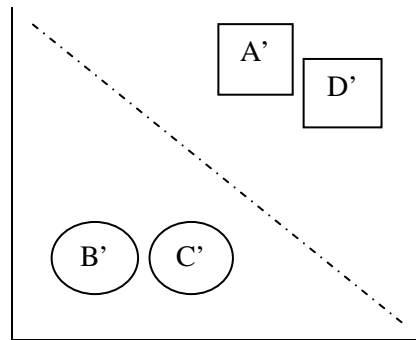


Figure 39. Fonction de séparation linéaire

Pour réaliser ce type d'apprentissage supervisé, il est néanmoins nécessaire de fournir au perceptron ce que les spécialistes appellent généralement un échantillon d'apprentissage. Cet échantillon est composé de données d'entrée x_i , qui peuvent par exemple représenter des configurations de pixels allumés et éteints, et de données de sortie y_i , pouvant, quant à elle, correspondre aux étiquettes « carré » (1) et « pas carré » (0) associées à chaque configuration de pixels. Ces données d'entrée et de sortie sont présentées sous formes de couples (x_i, y_i) . Dans le cas de notre exemple, ces couples pourraient être présentés ainsi :

- $(x_i \text{ de } A', 1)$;
- $(x_i \text{ de } B', 0)$;
- $(x_i \text{ de } C', 0)$;
- $(x_i \text{ de } D', 1)$.

Suite à un nombre d'itérations souvent assez important, un perceptron peut de cette façon apprendre par lui-même le comportement de classification attendu de façon à pouvoir reconnaître, par exemple, la forme de n'importe quelle image en noir en blanc⁷⁸. Pour ce faire,

⁷⁸ Sous réserve que celle-ci soit au même format de pixels que les images constituant l'échantillon d'apprentissage.

il configure à chaque itération le poids w_i accordé à chaque cellule d'entrée x_i . Ce processus d'apprentissage repose sur la règle de Hebb généralement formalisée de cette façon :

$$w'_i = w_i + \alpha(y_i x_i)$$

Avec :

- w'_i correspond au poids corrigé qui doit être accordé à x_i après chaque itération ;
- α correspond au pas d'apprentissage ou, si l'on préfère, au facteur de correction qui doit permettre de corriger w_i .

Cependant, la règle de Hebb pose un problème mathématique important. Elle ne tient pas compte de l'erreur observée. Or, du point de vue d'un agent connexionniste, cette erreur n'est pas négligeable puisqu'elle est susceptible de favoriser considérablement son apprentissage. En 1960, Bernard Widrow et Marcian E. Hoff proposent ainsi une version améliorée de la règle de Hebb. Cette règle dite Widrow-Hoff est formalisable de la manière suivante :

$$w'_i = w_i + \alpha(u_i - y_i)x_i$$

Avec :

- u_i correspond à la sortie désirée ou, si l'on préfère, à la sortie attendue.

Sur le plan fondamental, les conséquences du développement des réseaux de neurones sont importantes. À la différence des agents cognitivistes qui sont contraints par des jeux de représentations symboliques définies *a priori* (Descombes, 1995), les agents connexionnistes sont capables d'apprendre par eux-mêmes ces représentations. Et ils le font à partir de l'expérience qu'ils partagent avec le monde extérieur (*cf.* la rétine) et qui est physiquement inscrite dans leurs réseaux de neurones (*cf.* les poids w_i) : dans notre exemple, notre petit perceptron apprend le concept de carré à partir de l'expérience qu'il partage avec son environnement d'apprentissage, c'est-à-dire avec les données d'entrée et de sortie que nous lui fournissons. Pour lui, la notion de carré n'est donc pas une simple étiquette qu'il est possible de computer (ce qu'il ne sait d'ailleurs pas faire) : c'est plutôt une configuration de pixels (*i.e.*, d'informations) qui, par le biais de sa rétine, forme une signification incorporée dans son organe central (*cf.* section II.1.3) et que l'on peut en ce sens qualifier d'expérientielle. Paul Smolensky (1988) parle quant à lui de représentation sous-symbolique pour qualifier le niveau de traitement des agents connexionnistes. Ajoutons que, si les

exemples que nous avons proposés sont des formes d'apprentissage supervisé, il existe aujourd'hui des techniques d'apprentissage connexionniste non supervisé. C'est par exemple le cas des cartes auto-organisatrices de Kohonen (cf. chapitre 4 ; section IV.5.1).

II.3.2. L'histoire des deux sœurs

Le problème du XOR

Du point de vue de l'intelligence artificielle, la capacité qu'ont les agents connexionnistes à apprendre par eux-mêmes des représentations sous-symboliques est un avantage considérable. Elle leur confère une grande flexibilité ; et c'est d'ailleurs pourquoi les agents connexionnistes ont d'excellente performance dans le domaine de la généralisation. Ils peuvent en effet réaliser des activités de classification à partir de données fortement bruitées. Ces qualités en font de parfaits outils de reconnaissance, de telle sorte que l'esprit connexionniste est actuellement inscrit au cœur de nombreuses applications destinées à l'analyse des sons, des images ou au traitement des langues. Compte tenu de ces différentes qualités, une question se pose : comment est-il possible que, du début des années soixante au milieu des années quatre-vingt, l'esprit connexionniste n'ait que peu influencé la recherche dans le domaine de l'intelligence artificielle ?

Une des premières explications que l'on peut apporter est la suivante. Les agents connexionnistes, pour fonctionner, impliquent une grande puissance de calcul et une grande quantité de données. Étant généralement spécialisés dans la reconnaissance des sons, des images ou dans le traitement de textes, les données qu'ils traitent sont souvent non structurées. Les agents connexionnistes doivent donc être dotés d'un réseau de neurones complexe et dont l'apprentissage est très lourd étant donné les performances calculatoires des ordinateurs des années soixante et soixante-dix. Mais cette réponse n'est pas la seule possible. Malgré ces difficultés, Franck Rosenblatt (1958) n'avait-il pas réussi, dans les années cinquante, à concevoir avec succès le *Mark I Perceptron* ? Il existe ainsi une deuxième explication qui peut être illustrée par ce que les spécialistes de l'intelligence artificielle appellent l'histoire des deux sœurs. Cette histoire est pour la première fois racontée par Seymour Papert en 1988.

« Il était une fois deux sciences filles qui naquirent de la nouvelle science de la cybernétique. L'une des sœurs était naturelle, et avait hérité des caractéristiques

de l'étude du cerveau, de la manière dont la nature fait les choses. L'autre était artificielle, dès l'origine reliée à l'usage des ordinateurs. Chacune des sciences sœurs tentait de construire des modèles de l'intelligence, mais à partir de matériaux différents. La sœur naturelle construisait des modèles (appelés des réseaux neuronaux) à partir de neurones mathématiquement purifiés. La sœur artificielle construisait ses modèles à partir de programmes d'ordinateur. Dans la fine fleur de leur jeunesse, elles connaissaient un égal succès et avaient autant de prétendants venus d'autres champs de connaissance. Elles s'entendaient très bien. Mais leurs relations changèrent dans le début des années soixante quand un nouveau monarque apparut, dont les coffres étaient les plus grands jamais vus dans le royaume des sciences : le seigneur *DARPA*, l'agence des projets de recherche de pointe du département de la Défense. La sœur artificielle devint jalouse et se résolut à garder pour elle l'accès aux fonds de recherche du seigneur *DARPA*. La sœur naturelle devait disparaître. Le sanglant travail fut entrepris par deux partisans dévoués de la sœur artificielle, Marvin Minsky et Seymour Papert, dans le rôle du chasseur envoyé tuer Blanche-Neige et devant rapporter son cœur à titre de preuve. Leur arme ne fut pas l'épée, mais la toute-puissante plume, d'où sortit un livre – *Perceptrons* – qui prouva que les réseaux de neurones ne pourraient jamais tenir la promesse d'une construction pertinente de modèles de l'esprit : seuls des programmes informatiques pouvaient réaliser cela. La victoire semblait assurée pour la sœur artificielle. Et bien évidemment, pour la décennie suivante, toutes les récompenses du royaume allèrent à sa descendance, dont la famille des systèmes experts eu le plus de renommée et de richesse. Mais Blanche-Neige n'était pas morte » (traduit par Cleeremans & Missa, 2010 et nous ; Papert, 1988, pp. 3-4).

En 1969, l'ouvrage de Marvin L. Minsky et de Seymour Papert appelé *Perceptrons* joue un rôle considérable dans le processus d'évincement de l'esprit connexionniste. Ces deux auteurs y pointent en effet, avec beaucoup de ferveur, les limites des neurones abstraits. Leur argument est particulièrement incisif puisqu'il consiste à démontrer que les perceptrons sont de simples séparateurs linéaires qui ne peuvent pas apprendre l'ensemble des fonctions logiques. C'est le cas du ou exclusif noté XOR (*cf.* figure 40), c'est-à-dire une fonction permettant d'associer à deux opérandes, pouvant avoir chacun la valeur vrai ou faux, un résultat qui n'aura la valeur vrai qu'à la seule condition que les deux opérandes considérés aient des valeurs distinctes. Sur le plan fondamental, cette limite est considérable : elle est la preuve que les perceptrons sont incapables de représenter l'ensemble des opérations logiques que peut réaliser le cerveau humain.

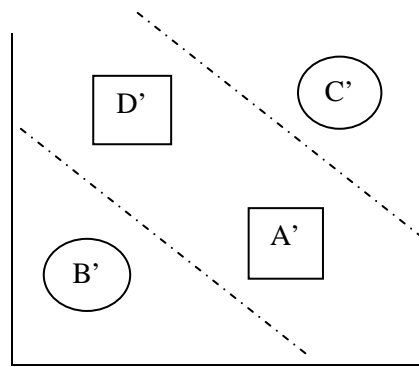


Figure 40. Représentation de la fonction logique XOR

Les limites du perceptron pointées par Marvin L. Minsky et Seymour Papert ont pour conséquences de plomber littéralement les recherches des spécialistes de l'intelligence artificielle qui partagent l'esprit connexionniste. Elles réduisent à néant la promesse d'une reproduction réaliste du cerveau humain que certains d'entre eux n'hésitaient pas à formuler pour vendre leur travaux. Comme nous l'avons vu, les financements sont alors captés par leurs concurrents d'obédience cognitiviste. Ces derniers obtiennent ainsi les moyens matériels de développer des systèmes experts toujours plus compliqués et innovants. Cependant, après plus de vingt ans de domination de l'esprit cognitiviste, l'esprit connexionniste peut enfin prendre sa revanche. Suite aux travaux de John J. Hopfield (1982) et surtout ceux de David H. Ackley et de ses collègues (1985) sur les réseaux de neurones multicouches, les limites du perceptron pointées par Marvin L. Minsky et Seymour Papert (1969) sont définitivement levées. Ces auteurs démontrent en effet qu'il est simplement nécessaire d'ajouter une couche de cellules dites cachées au réseau de neurones pour que celui-ci puisse représenter la fonction logique XOR. Comme le montre la figure 41, il suffit en effet que la structure du perceptron comporte au moins une couche de neurones cachés pour qu'il puisse représenter des fonctions de classification complexes et qu'il soit ainsi capable de trouver une solution convenable à l'épineux problème du XOR. Les promoteurs de l'esprit connexionniste retrouvent par là même un certain aplomb scientifique et technique.

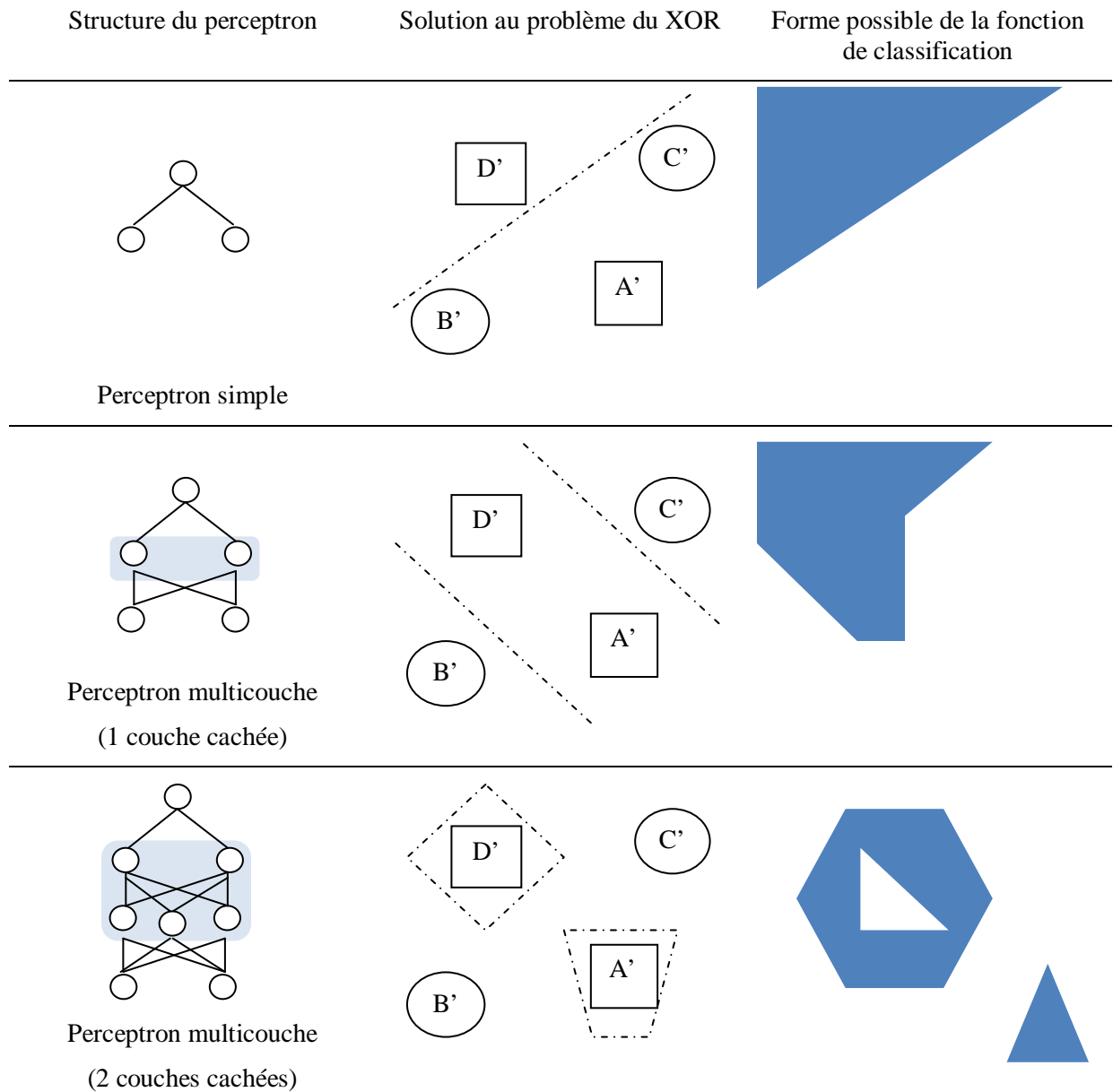


Figure 41. Structures de perceptron et fonctions de classification

Comme le montre la figure 41, Le perceptron multicouche permet de réaliser des fonctions de classification non linéaire complexes. Cela veut dire que, dès que l'on ajoute une ou plusieurs couches de neurones cachés au réseau, le problème du XOR n'en est plus vraiment un. Cependant, au début, aucune technique d'optimisation de l'apprentissage des perceptrons multicouches n'est disponible. C'est pourquoi les spécialistes de l'intelligence artificielle considèrent généralement que ce sont les travaux de David E. Rumelhart *et al.* (1986) sur la rétro-propagation du gradient qui signent définitivement l'obsolescence des critiques de Marvin L. Minsky et de Seymour Papert (1969). Cette technique constitue en effet une

manière de généraliser la règle Widrow-Hoff à l'ensemble des couches du réseau de neurones en propageant systématiquement le facteur de correction α permettant de calculer le poids corrigé w'_i de la couche j à la couche $j-1$. L'avantage de cette technique de rétro-propagation du gradient est qu'elle permet aux perceptrons multicouches de réaliser efficacement leurs tâches d'apprentissage.

II.3.3. Le succès des réseaux de neurones profonds

L'hégémonie des agents connexionnistes

Grâce aux travaux de David E. Rumelhart et de ses collègues (1986), les perceptrons multicouches connaissent, à partir des années quatre-vingt-dix, un certain succès auprès des spécialistes de l'intelligence artificielle. À tel point que l'esprit connexionniste tend progressivement à prendre le dessus sur l'esprit cognitiviste. Par exemple, William Bechtel et Adele Abrahamsen présentent en 1993 l'esprit cognitiviste comme un paradigme monolithique incapable de proposer un vrai modèle du cerveau et de son fonctionnement. Pour ces auteurs, le cerveau n'est pas, en réalité, un système de computation : c'est un paquet de neurones. C'est donc au nom de la science positive que l'esprit connexionniste doit, selon eux, permettre d'aboutir à la théorie finale de *L'homme neuronal* (Changeux, 1983).

Avec le développement des technologies de stockage et de traitement des données, cette prédominance de l'esprit connexionniste tend aujourd'hui à être plus prégnante ; à tout le moins, chez les grands acteurs socioéconomiques qui s'intéressent aux big data. Elle se manifeste notamment à travers un certain engouement pour ce que l'on appelle aujourd'hui les réseaux de neurones profonds (i.e., le *deep learning*). Actuellement, les grands acteurs du big data que sont *Google*, *Facebook*, *IBM* et *Microsoft*, mais aussi, d'autres, plus jeunes et moins grands, comme *Digital Reasoning*, se lancent par exemple dans la conception de réseaux de neurones profonds. Ces derniers n'ont toutefois plus rien à voir avec le *Mark I Perceptron* de Franck Rosenblatt (1958) : le *Google Brain*⁷⁹ est composé de 11,2 milliards de paramètres (un paramètre est un poids w_i) ; et, en 2015, *Digital Reasoning* pense pouvoir concevoir un réseau de neurones profond composé de plus de 160 milliards de paramètres. Ainsi, dans le contexte de développement des technologies big data que nous connaissons actuellement et comme le montre le cas du *Human Brain Project*, c'est l'esprit connexionniste

⁷⁹ Notons que Geoffrey E. Hinton a contribué à sa conception.

qui tend à capter les financements. Il ne faut pas oublier qu'un peu plus de 1 milliard d'euros a actuellement été accordé au *Human Brain Project* afin de pouvoir financer les recherches de plus de 90 instituts européens et internationaux sur une période de 10 ans (i.e., de 2013 à 2024).

Sur les plans technique et financier, ces évolutions ont récemment permis aux chercheurs en intelligence artificielle de développer de nouveaux agents connexionnistes dont les capacités de reconnaissance sont impressionnantes. *Giraffe* en est un bon exemple puisqu'il a été développé par Matthew Lai en 2015 afin d'apprendre à jouer au jeu d'échecs de manière autonome. Comme dans le cas des autres réseaux de neurones dits profonds, *Giraffe* est composé de plusieurs couches de cellules qui sont hiérarchisées. Il est important de souligner que ce principe de hiérarchie est au fondement des réseaux de neurones profonds : c'est lui qui permet à l'agent connexionniste d'apprendre à généraliser plus facilement la complexité des phénomènes qu'il observe. L'architecture du perceptron que compose *Giraffe* peut être présentée à l'aide de la figure 42.

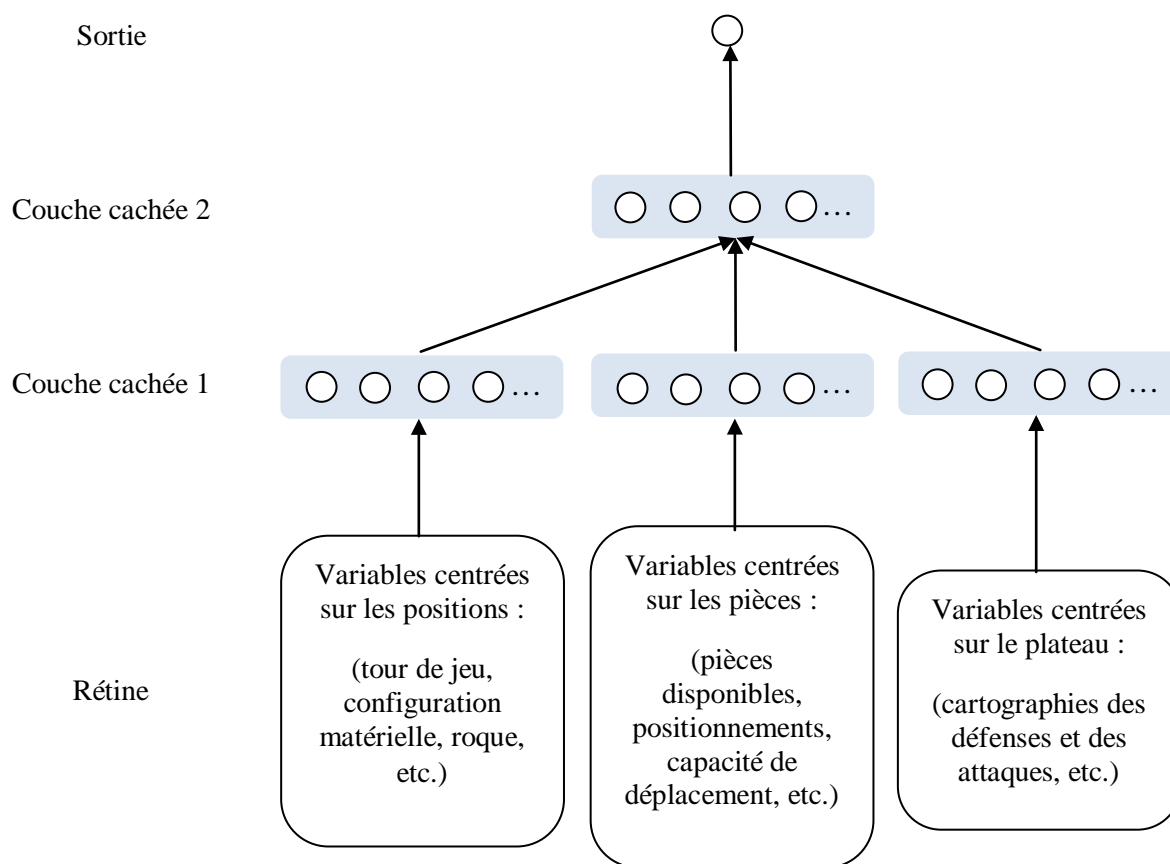


Figure 42. Architecture de l'agent connexionniste *Giraffe*

Selon son concepteur, la rétine de *Giraffe* compose un ensemble de 363 variables. À partir d'une base de 5 millions de positions issues de véritables parties de jeu d'échecs, Matthew Lai a reproduit 175 millions de positions possibles. Ces différentes positions ont constitué la base de connaissance à partir de laquelle *Giraffe* a réalisé son apprentissage par renforcement (cf. chapitre 4 ; section IV.3.2). Précisons que *Giraffe* a effectué cet apprentissage de manière quasiment non supervisée en jouant contre lui-même⁸⁰. Afin de pouvoir s'améliorer, *Giraffe* évalue chacune de ses prédictions selon ce que son concepteur appelle un biais temporel. Ce biais temporel peut être présenté comme suit. *Giraffe* reconnaît une situation de jeu qui active une prédiction de suite de positions. Cette suite est représentée par une configuration particulière de son réseau. Ensuite, *Giraffe* évalue les bénéfices/coûts de cette prédiction afin de pouvoir l'améliorer en modifiant le poids des relations qui associent ses neurones. Cette

⁸⁰ Nous précisons « quasiment non supervisée » dans le sens où Matthew Lai a tout de même prêté à la machine les éléments de base qui permettent de définir ce que c'est que de gagner aux échecs.

restructuration se fait selon un principe de rétro-propagation du gradient relativement proche de celui que nous avons exposé en amont. Néanmoins, ce principe est ici réalisé de manière stochastique : il tient compte de l'aléa et du temps de façon à assurer une certaine cohérence dynamique à chacune des restructurations effectuées. Selon Matthew Lai, cet apprentissage a permis à *Giraffe* de saisir la notion de tempo aux échecs. Et c'est précisément cette notion de tempo qui permet à cet agent connexionniste de ne plus avoir besoin de recourir à la force de calcul brut, comme l'a par exemple fait *Deep Blue* pour gagner Kasparov. Pour *Giraffe*, il ne s'agit plus de computer le plus de demi-coups possibles afin de trouver le meilleur plan d'action. Il s'agit de reconnaître des suites de demi-coups les plus prometteurs en fonction de la dynamique des configurations de jeu qui font la partie. Nous verrons par la suite que, d'un certain point de vue, cette différence pourrait potentiellement faire de *Giraffe* un meilleur joueur que *Deep Blue*. À tout le moins, *Giraffe* est une belle réussite puisque, selon son concepteur, il est capable d'atteindre le niveau *FIDE International Master* une fois implémenté dans un simple ordinateur grand public.

Un peu à la manière des systèmes experts au temps de la prédominance du cognitivisme, différents agents connexionnistes sont développés dans le monde de l'industrie. C'est par exemple le cas de *Grok*. *Grok* a été conçu en 2005 par Jeff Hawkins, fondateur de la société *Numenta*. Voici comment cette société présente, dans un de ses livres blancs, cette technologie.

« L'idée que des machines puissent fonctionner selon les mêmes principes que ceux du cerveau humain existe depuis plus de cinquante ans. Cependant, du point de vue de l'histoire de l'intelligence artificielle, le progrès est généralement mesuré en fonction des capacités qu'ont les machines à résoudre des problèmes particuliers, comme jouer aux échecs, conduire des voitures ou passer le test de Turing. Il existe finalement assez peu d'intelligences artificielles et de techniques d'apprentissage automatique qui sont basées sur une compréhension du fonctionnement du cerveau et sur la manière dont il résout des problèmes. À *Numenta*, nous pensons que la singularité de l'intelligence est sa grande flexibilité, et non pas sa capacité à résoudre n'importe quel problème. Le nombre de choses que les humains peuvent apprendre à faire et le type de problèmes qu'ils sont capables de résoudre est vaste. Cette versatilité est la conséquence du fonctionnement du cerveau humain. Pour construire des machines intelligentes dotée d'une telle flexibilité, nous devons donc comprendre les principes qui offrent au cerveau cette remarquable capacité. L'approche de *Numenta* en matière d'intelligence artificielle est unique ; elle est fondée sur une compréhension approfondie des principes qui permettent au néocortex d'apprendre avec une grande flexibilité que nous répliquons sous la forme de logiciel. Les machines intelligentes qui sont conçues de cette manière peuvent être utilisées pour résoudre des problèmes plus ou moins complexes et qui nécessitent des habiletés

qui sont propres à l'être humain, voire qui les dépassent. Le développement de ces machines intelligentes sera selon nous plus important que celui des ordinateurs qui fonctionnent selon des principes traditionnels, comme c'est le cas des ordinateurs conçus selon des règles préprogrammées plutôt que des systèmes d'apprentissage. Ce développement nécessitera néanmoins l'engagement d'un grand nombre de personnes et d'entreprises du monde entier. À *Numenta*, nous sommes totalement transparents concernant le fonctionnement de nos algorithmes, allant même jusqu'à rendre notre logiciel *open source*. Il y a en effet une communauté grandissante qui partage notre approche de l'intelligence artificielle et qui contribue, à travers le monde entier, à ce mouvement *open source* » (traduit par nous ; Numenta, 2014, p. 1).

Jeff Hawkins qualifie *Grok* de mémoire temporelle hiérarchique (i.e., *Hierarchical Temporal Memory* ; *HTM* ; Numenta, 2011). Aussi, une des plus importantes applications de *Grok* est la détection d'anomalies. Ses services sont d'ailleurs proposés aux clients d'*Amazon Web Services* afin qu'ils puissent détecter facilement de potentiels comportements inhabituels des systèmes informatiques mis à leur disposition. Par le biais de sa *HTM*, *Grok* peut en effet apprendre les séquences de fonctionnement de ses systèmes complexes afin de pouvoir identifier, en temps réel, des états de marche suspects. Comme le montre la figure 43, *Grok* est de ce fait capable de détecter des anomalies difficilement visibles pour l'être humain.

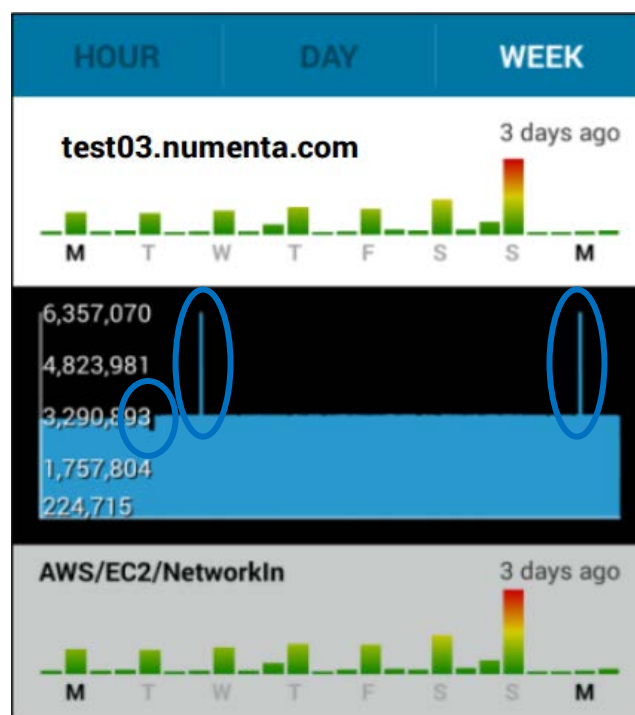


Figure 43. Exemple 1 d'anomalie détectée par *Grok*

Comme *Numenta* l'explique dans son livre blanc de 2015, *Grok* ne signale rien d'inhabituel concernant les deux pics et le creux de transfert de données (i.e., *data streaming*)

entourés en bleu. Ces derniers recouvrent selon lui des séquences de comportements hautement prévisibles. Il note cependant une anomalie (*cf.* le pic rouge) qui apparaît invisible à l'œil humain. En outre, grâce à sa mémoire temporelle hiérarchique, *Grok* peut réaliser son apprentissage en continu, ce qui lui permet d'adapter les représentations qu'il se fait d'un comportement anormal en fonction de son évolution. L'exemple présenté dans la figure 44 en est une belle illustration dans la mesure où elle montre comment *Grok* adapte progressivement ses critères de détection d'anomalies dans le temps : suite à la forte chute de la courbe, il apprend le nouveau comportement du phénomène qu'il observe afin de le définir, non plus comme déviant, mais comme habituel (*cf.* le cercle bleu).



Figure 44. Exemple 2 d'anomalies détectées par *Grok*

Aujourd'hui, il existe de nombreuses autres applications socioéconomiques des agents connexionnistes. Le très médiatique système de sous-titrage de *Google* appelé *Neural Legend* en est un exemple intéressant. Cet agent fonctionne selon un principe de convolution dont Yann LeCun, qui est aujourd'hui directeur du laboratoire de recherche en intelligence artificielle de *Facebook* et qui a récemment obtenu la chaire annuelle « Informatique et sciences numériques » du Collège de France, est l'un des principaux inventeurs (LeCun *et al.*

1989 ; LeCun & Bengio, 1995). D'après ce chercheur, un réseau convolutif peut être compris comme une architecture de réseaux de neurones profonds particulière dans le sens où chaque neurone n'est connecté qu'à un petit nombre de voisins composant les couches précédentes. En référence à la théorie de la modularité de l'esprit⁸¹ de Jerry A. Fodor (1983) qui est, notons-le, plutôt d'obédience cognitiviste, un tel réseau multicouche pourrait être considéré comme un assemblage de petits perceptrons (i.e., de modules) spécialisés dans le traitement d'une partie des informations considérées (e.g., un ensemble précis de pixels d'une image). La particularité de *Neural Legend* est alors d'être un réseau convolutif qui peut permettre, après apprentissage, d'associer des images à des textes (cf. figures 45 et 46).

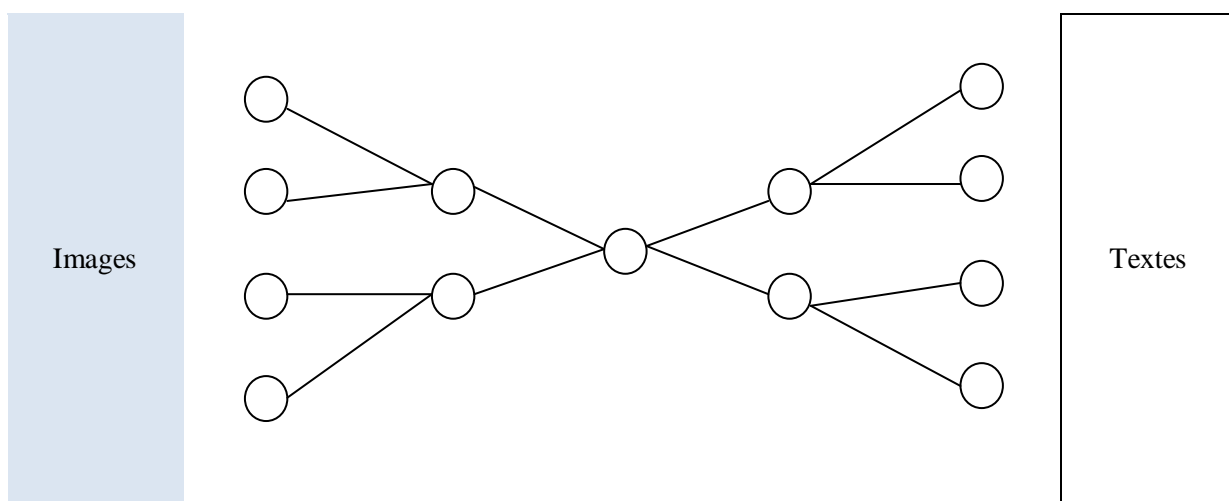


Figure 45. Réseau de neurones convolutif

En somme, *Neural Legend* est une sorte d'assemblage de deux groupes de perceptrons. Le premier permet de traduire une image en une sémantique vectorielle. Le second permet de représenter cette sémantique en texte. La figure 46 expose deux exemples de légendes réalisées par cet agent. Nous pouvons ainsi remarquer que les traductions qu'il propose ne sont pas parfaites. Cependant, une fois amélioré, un tel agent serait pour certains susceptible d'accroître la qualité des descriptions et de l'archivage des images et des vidéos stockées dans les grandes bases de données. Pour d'autres, il pourrait même constituer un puissant (voire inquiétant) outil de surveillance. Ce type d'agent connexionniste serait en effet capable, non

⁸¹ Cette théorie a été influencée par les travaux de Noam Chomsky ([1969] 2001). Elle soutient que la cognition humaine ne fonctionne pas comme un tout unifié. Si le cerveau biologique recouvre un système de contrôle central, il est également composé, pour Jerry A. Fodor (1983), de plusieurs systèmes périphériques qui permettent le traitement automatique et parallèle des informations. Ces systèmes périphériques sont alors compris comme des modules indépendants fonctionnant de manière non consciente.

plus d'identifier des personnes à partir des technologies de reconnaissance faciale, mais de détecter certains types d'action humaine ; par exemple, des comportements suspects.



Figure 46. Exemples de légendes réalisées par *Neural Legend*

Transition. Des agents de calcul pour travailler l'organisation

L'automatisation du travail inférentiel

Les agents de calcul sont nés dans les années cinquante, avec la cybernétique. Les chercheurs engagés dans le développement de cette nouvelle science partageaient, à ce moment, une motivation commune. Leur objectif était de développer des systèmes intelligents favorisant l'instauration de la démocratie. Pour les premiers cybernéticiens, l'autorité est l'ennemi à combattre⁸². Mais la liberté est complexe à organiser. Ceci explique sans doute pourquoi, à cette période, ceux qui s'intéressent à la cybernétique sont autant fascinés par les systèmes auto-organisés. À tout le moins, les deux modèles de traitement de l'information que sont l'ordinateur et le perceptron ont d'abord été développés dans le cadre de recherches fondamentales visant à distribuer, automatiser et augmenter l'intelligence humaine. Les cybernéticiens pensaient ainsi qu'en offrant une nouvelle dimension d'intelligence aux

⁸² Rappelons que nous avons dit plus haut que ce n'est pas parce que le projet des premiers cybernéticiens est d'instaurer une nouvelle forme de gouvernement antiautoritaire que leurs agents de calcul n'ont pas servi les autorités américaines dans le projet d'américanisation du monde (cf. Krige, 2006), ni que ce projet ne peut pas, en lui-même, être critiqué (cf. Kaczynski, 1998).

humains, les machines leur permettraient de relever le défi qu'implique l'institution de systèmes de gouvernance à la fois plus libres et égalitaires.

Ainsi, les spécialistes de l'intelligence artificielle aiment bien les valeurs véhiculées par l'idéal démocratique. Même si beaucoup d'entre eux ont plus ou moins directement participé au développement de technologies de guerre, ils préfèrent la compétition économique à l'affrontement militaire. Et comme les spécialistes du marché le savent bien, pour gagner sur le terrain économique, l'autorité n'est pas d'un grand secours : mieux vaut être rusé (Cochoy, 2001). Pour dominer tout en respectant la liberté, il faut être intelligent. Or, aux yeux des cybernéticiens, l'histoire a montré que les êtres humains peuvent parfois cruellement manquer de cette faculté (*cf.* la première et la deuxième guerre mondiale). Les machines sont alors susceptibles de les aider. Les deux modèles de traitement de l'information que sont l'ordinateur et le perceptron ont ainsi été conçus. Ils ont par la suite permis l'élaboration de deux formes de représentation de l'intelligence : l'esprit cognitiviste et l'esprit connexionniste. Comme nous l'avons vu, ces deux esprits sont au cœur des évolutions qui ont historiquement fait exister l'intelligence artificielle. Ils constituent les deux grands courants de recherche qui l'ont animée. Bien que développés selon des préoccupations de recherches fondamentales, ils ont donné lieu à de nombreuses applications industrielles. Dans un monde démocratique où l'économie est souvent considérée comme la garante d'une certaine pacification des relations humaines (Dalem, 2003), les agents cognitivistes et connexionnistes doivent permettre aux organisations de fonctionner de manière plus intelligente : ils doivent les aider à se développer plus librement.

Il faut en ce sens bien comprendre que, dans les années soixante, avec ce que Pierre Naville (1961) appelle le mouvement d'automation, une partie non négligeable des techniques de production industrielle sont électroniques et mécaniques. À ce moment, les opérateurs collaborent régulièrement avec les machines. Cela veut dire que l'organisation du travail fait déjà l'objet d'un processus d'automatisation, ce qui, par contre, n'est pas le cas du travail d'organisation (Terssac, 2002). Or, avec l'automatisation toujours croissante des techniques de production industrielle, les entreprises de la société de consommation deviennent plus grandes et compliquées. L'activité socioéconomique est par conséquent plus complexe à gérer. Les premiers systèmes experts sont alors une solution intéressante. Dès le début, ils ont pour fonction de faciliter et d'améliorer, non plus le travail des opérateurs, mais celui des techniciens et des décideurs. C'est par exemple le cas de *PROSPECTOR*, de *XCON* et de *TAXMAN* dont nous avons parlé précédemment. Plus récemment, les agents connexionnistes

ont pris le relais des agents cognitivistes. Ils sont venus les compléter. C'est par exemple le cas de *Grok* que nous avons également présenté. Au mouvement d'automatisation du travail manuel qui, encore aujourd'hui, continu de se développer, est venu s'ajouter un mouvement d'automatisation du travail inférentiel. Le cas de la gestion de la relation client dont nous avons parlé dans le chapitre précédent est, à ce niveau, intéressant : après avoir permis aux chaînes de production de fonctionner sans ouvrier, les agents de calcul autorisent l'avènement de chaînes de distribution sans marketer. Et, comme nous l'avons vu, ce deuxième mouvement d'automatisation est intimement associé à l'évolution de l'histoire de l'intelligence artificielle. Il est ainsi intéressant de chercher à mieux comprendre comment il recouvre une dynamique particulière d'encastrement cognitif des activités socioéconomiques. Pour ce faire, nous proposons de dégager à grands traits les formes de pertinence associées à l'implémentation des agents de calcul au sein des organisations.

III. Les agents de calcul et les activités socioéconomiques

Quel encastrement cognitif ?

Rappelons que la question de l'encastrement cognitif des activités socioéconomiques est ici examinée sur un plan sociohistorique probablement trop surplombant. Le type d'enchâssement que nous proposons de mettre en lumière se joue à un niveau profond : les esprits cognitiviste et connexionniste que nous venons de présenter sont des architectures de traitement de données qui représentent moins des savoirs pratiques dans un domaine de connaissance particulier (i.e., des épistémologies locales) que des connaissances de fond sur la manière dont ces savoirs peuvent être produits (i.e., des épistémologie globales).

Aussi, pour rendre compte de la façon dont les agents de calcul performant les connaissances issues de l'intelligence artificielle, nous souhaitons mettre en lumière quelques éléments permettant de mieux saisir la pertinence des esprits cognitivistes et connexionnistes. Nous verrons ensuite que les spécialistes de cette discipline ont plus récemment développé des techniques permettant d'articuler ces deux esprits. Ces techniques ont ouvert la voie à des conceptions plus statistiques et formelles de l'intelligence artificielle. Nous montrerons que ces technologies participent à modifier les régimes de performativité des agents de calcul.

III.1. La pertinence de l'esprit cognitiviste

Une filiation plutôt culturaliste de l'encastrement cognitif

En référence à ce que nous avons dit dans le chapitre 1, saisir la pertinence d'un dispositif technique implique de commencer par dégager l'énonciation qui est à son fondement. C'est donc ce que nous proposons de faire ici. Nous soutiendrons ainsi que les agents cognitivistes renvoient à une filiation plutôt culturaliste de l'encastrement cognitif.

III.1.1. « *La connaissance est une production sociologique* »

L'intelligence est toujours artificielle

Les agents cognitivistes encapsulent l'esprit de tout un programme de recherche. En référence aux travaux de Dan Sperber (1996), cet esprit compose un assemblage relativement stable :

- de représentations mentales, c'est-à-dire celles de l'ensemble des chercheurs et des professionnels qui ont travaillé à développer ou à combattre l'esprit cognitiviste ;
- de représentations publiques, c'est-à-dire l'ensemble des artefacts qui cristallisent les représentations mentales des chercheurs et des professionnels qui ont travaillé à développer ou à combattre l'esprit cognitiviste et qu'ils ont produit et/ou utilisé en ce sens.

Comme tout autre programme de recherche, l'esprit cognitiviste est une chaîne causale cognitive sociale (Sperber, 1996) qui fait institution. Cette chaîne compose par conséquent un ensemble vertigineux d'hypothèses sur la manière dont la connaissance peut être produite par une machine et utilisée par l'homme. Il existe par conséquent de nombreuses façons de la synthétiser. Celle que nous proposons est particulière et discutable. Elle est la suivante.

Du point de vue de l'histoire de l'intelligence artificielle, l'esprit cognitiviste repose sur une hypothèse fondamentale : celle que la connaissance est une production sociologique. Au niveau profond, ce que vise à performer un agent cognitiviste est donc cette représentation particulière de la connaissance. Une telle affirmation peut apparaître, de *prime abord*, assez surprenante, de telle sorte qu'il convient de l'explicitier. Nous proposons pour ce faire

d'examiner plus avant la philosophie de l'esprit d'Herbert A. Simon (Chase & Simon, 1973 ; Newell & Simon, 1972 ; Simon, 1991 [1969] ; Simon, 1992). Rappelons en effet que ce dernier est souvent considéré comme un des plus importants fondateurs du courant cognitiviste. Aussi, un des premiers points importants à souligner est qu'Herbert A. Simon considère l'esprit comme désincarné dans le sens où il est, selon lui, très peu soumis aux déterminations physiologiques.

« Une des conséquences curieuse de mon approche – de ma thèse – est que je n'ai rien dit concernant la physiologie. On considère pourtant d'habitude que l'esprit a son siège dans le cerveau. Or, j'ai discuté de l'organisation de la pensée sans rien dire de la structure du cerveau » (Simon, 1991 [1969], p. 84).

Si Herbert A. Simon pense que les structures physiologiques du cerveau ne jouent pas un rôle primordial dans la compréhension des processus cognitifs, c'est parce qu'il a une vision dite fonctionnaliste de la psychologie humaine. Il estime en effet qu'à l'instar de l'informatique, il est possible de considérer l'esprit (*cf.* le logiciel) de manière relativement indépendante du cerveau biologique (*cf.* le matériel). Herbert A. Simon a évidemment conscience que le cerveau est un organe biologique sans lequel il ne pourrait y avoir de cognition. Un logiciel, pour fonctionner, a besoin de matériel. Cependant, pour l'auteur, ce n'est pas le matériel, mais le logiciel qui permet de comprendre l'intelligence. Dans l'esprit cognitiviste, la pensée humaine n'est donc qu'en partie déterminée par la structure physiologique du cerveau. Les attaches biologiques de la cognition ne sont pas décisives. La connaissance n'est pas un produit de la nature : c'est un produit de la culture. Herbert A. Simon en tire une conclusion qui montre bien que les spécialistes de l'intelligence artificielle et de la psychologie cognitive ne sont pas toujours les barbares réductionnistes que nous dépeignent quelquefois certains sociologues. Cette conclusion est la suivante. Du point de vue de l'esprit cognitiviste, la connaissance trouve sa source dans le social plus que dans la psychologie.

« S'il est vrai que le comportement est une fonction de techniques apprises plutôt que de caractéristiques innées du système humain de traitement de l'information, notre connaissance du comportement doit être considérée comme sociologique dans sa nature plutôt que psychologique » (Simon, 1991 [1969], p. 66).

C'est d'ailleurs en ce sens que les agents cognitivistes véhiculent une représentation de la connaissance comme un produit de l'expertise. Selon William G. Chase et Herbert A. Simon (1973), l'expertise est comprise comme une relation intime entre un homme et un domaine de connaissances. En référence aux travaux de Christian Bessy et de Francis Chateauraynaud

(1995), elle peut être considérée comme un ensemble de savoirs acquis par l'expérience et qui permettent de lire les plis d'un objet de façon à créer des repères autorisant, à leur tour, une certaine prise sur ce dernier. En d'autres termes, l'expertise est une forme de socialisation intense à travers laquelle l'homme s'approprie un domaine de compétence. Elle est au fondement du paradigme computo-représentationnel et les agents cognitivistes ont pour principale fonction de l'encapsuler. C'est d'ailleurs précisément pourquoi ils ont besoin de symboles et de règles qui leur viennent de l'extérieur. Ces règles et ces symboles sont en effet associés à des connaissances expertes sans lesquelles les agents cognitivistes ne pourraient pas réaliser leur fonction computo-représentationnelle. Bien que ces agents soient conçus de manière à apprendre par eux-mêmes un type d'expertise particulier, nous savons que leurs concepteurs doivent toujours, au moins un peu, les superviser. Doug B. Lenat (1983) a par exemple passé un certain temps à valider ou invalider les heuristiques découvertes par *EURISKO* qui, sans cela, aurait maintes fois risqué de s'égarer (Boise, 2007).

Dans l'esprit cognitiviste, la connaissance est sociologique parce qu'elle dépend toujours d'une expertise et que cette expertise n'existe que par rapport à un collectif plus ou moins étendu. Sur un plan logique, computer des représentations symboliques de façon à atteindre la solution d'un problème nécessite que l'espace de ce dernier soit structuré. Sinon, l'esprit cognitiviste ne peut pas l'explorer. Et c'est précisément l'expertise, en tant que production collective, qui permet cette structuration. Cependant, si, dans l'esprit cognitiviste, la connaissance, qu'elle soit construite par des machines ou par des humains, est un produit sociologique, les computations réalisées par les machines ne sont pas les mêmes que celles réalisées par les humains. Comme nous l'avons vu, les spécialistes qui adoptent la perspective cognitiviste ont toujours eu conscience que les machines ne font pas les mêmes inférences que les humains. Pour Herbert A. Simon (1992), il est par exemple très clair que la machine à une rationalité substantielle alors que les humains ont une rationalité procédurale.

«Le comportement est substantivement rationnel quand il est en mesure d'atteindre les buts donnés à l'intérieur des limites imposées par les conditions et les contraintes données [...]. Supposons par exemple que le problème est de minimiser le coût d'un régime nutritionnel adéquat pour lequel l'adéquation nutritionnelle est définie en termes de consommation minimale de certaines protéines, vitamines et sels minéraux, et de nombre minimum et maximum de calories, et où sont spécifiés les prix à l'unité et la composition des aliments disponibles. Ce problème de régime peut être (et a été) formulé comme un problème de programmation linéaire directe, et la solution correcte a été trouvée en appliquant l'algorithme simplex ou quelque autre procédure computationnelle. Une fois que l'on s'est fixé pour but un coût minimal et que l'on a défini ce qui

était « nutritionnellement adéquat », il n'y a pas deux façons d'aboutir – mais une seule solution substantivement rationnelle [...]. Le comportement est rationnel de manière procédurale quand il est le résultat d'une réflexion appropriée. Sa rationalité procédurale dépend du processus qui l'a généré. Quand les psychologues utilisent le terme « rationnel », c'est généralement à la rationalité procédurale qu'ils pensent. William James par exemple, dans ses *Principles of Psychology*, utilise le mot « rationalité » comme synonyme de « processus de réflexion particulier appelé raisonnement » » (Simon, 1992, pp. 2-3).

Ainsi, s'il est vrai qu'Herbert A. Simon fait dans ses travaux un usage intensif de la métaphore de l'ordinateur pour représenter la cognition humaine, cette figure de style constitue systématiquement un principe de méthode destiné à symétriser l'intelligence humaine et celle des machines. De façon analogue à son prédécesseur Alan Turing (1950), Herbert A. Simon (Chase & Simon, 1973 ; Newell & Simon, 1972 ; Simon, 1991 [1969] ; Simon, 1992) souhaite de cette façon stimuler la recherche en intelligence artificielle et en psychologie cognitive. Pour bien saisir la portée de ce principe de symétrie, il faut alors comprendre la distinction que l'auteur fait entre artificiel et naturel. Cette distinction doit, précisons-le, être considérée dans un sens faible puisque, pour Herbert A. Simon, tout système artificiel est également naturel. Tout ce qui est artificiel n'a-t-il pas un support physique ? Même les pensées les plus abstraites n'existent-elles pas dans un cerveau ? Par conséquent, pourquoi ne pourraient-elles pas faire l'objet d'une description naturaliste ? Seulement, pour Herbert A. Simon, la description naturaliste de l'intelligence ne permet pas de décrire et de comprendre le caractère artificiel d'une pensée, c'est-à-dire sa composante téléologique. Comment pourrait-il être possible d'expliquer cette dernière par le seul biais de la physique ? Selon Herbert A. Simon, l'intelligence possède une dimension artificielle qui n'est pas réductible à une dimension purement naturelle. Toutefois, cette dimension n'est pas artificielle dans le sens commun du terme. Comme nous l'avons vu avec le cas de Walter Rosenblith (*cf.* Moreuil, 1972), une telle acception peut poser un certain nombre de problèmes. Elle est dite artificielle dans la mesure où elle constitue un système adaptatif permettant la conduite d'un comportement selon une orientation définie au sein d'un environnement. Pour reprendre une formule d'Herbert A. Simon aujourd'hui devenue célèbre, l'intelligence est artificielle parce qu'à l'instar du parcours d'une fourmi, elle reflète la complexité du dehors, pas celle du dedans. Autrement dit, l'intelligence est toujours artificielle parce que c'est le produit d'une adaptation qui est motivée par des objectifs et des ressources/contraintes qui composent l'environnement. Comme le souligne Vincent Descombes (1995), la philosophie cognitive d'Herbert A. Simon peut en ce sens être considérée comme une écologie cognitive de l'esprit.

Pour Herbert A. Simon (Chase & Simon, 1973 ; Newell & Simon, 1972 ; Simon, 1991 [1969] ; Simon, 1992), l'intelligence des hommes et celle des machines peuvent donc être considérées, pour grande partie, comme artificielles. Elles sont de ce fait comparables. Cela ne veut pas dire qu'elles sont identiques. Un avion vole. Mais il ne le fait pas comme un oiseau. C'est néanmoins en s'inspirant du vol des oiseaux que les humains sont arrivés à construire des avions qui volent. Et c'est en construisant des avions qui volent qu'ils ont mieux compris le vol des oiseaux (*cf.* les cas de Louis Pierre-Marie Mouillard et de Clément Ader). À la suite d'Alan Turing (1950), la métaphore de l'ordinateur d'Herbert A. Simon (Chase & Simon, 1973 ; Newell & Simon, 1972 ; Simon, 1991 [1969] ; Simon, 1992) a ainsi permis de produire de nombreuses et fructueuses hypothèses sur la manière dont les humains et les machines peuvent traiter l'information. Cependant, si Herbert A. Simon insiste de manière quasi-systématique sur le caractère métaphorique de l'esprit-ordinateur, c'est parce qu'il considère que l'homme et la machine ont des intelligences différentes. Jusqu'à aujourd'hui, il n'existe pas de programme permettant aux machines de reproduire l'intelligence humaine. Ce que savent bien les spécialistes de l'intelligence artificielle et de la psychologie cognitive.

III.1.2. Des agents de calcul proactifs

Le plan comme principe d'acceptabilité

C'est d'ailleurs précisément parce que les agents cognitivistes n'ont pas pour vocation de performer l'intelligence de l'homme au sens stricte du terme qu'ils ont connu et connaissent encore un tel succès. Si les agents cognitivistes font des erreurs pour des raisons que nous précisons plus tard, leurs computations sont substantivement rationnelles. Pour l'implémenteur, cette rationalité substantielle leur confère alors une certaine acceptabilité. Les agents cognitivistes ont pour fonction générale de trouver la procédure permettant de passer d'une situation problématique A à une solution B. Ainsi, ils ont ce que les spécialistes de l'intelligence artificielle appellent une force de productivité qui est pertinente aux yeux des acteurs socioéconomiques qui aiment faire des plans. Cette force de calcul brute répond en effet à la conception que ces mêmes acteurs se font de ce que doivent être les activités de travail inférentiel. Un peu à la manière de l'agent cognitiviste joueur d'échecs que nous avons présenté plus haut, les agents cognitivistes excellent dans les activités de recherche d'une solution optimale au sein d'un espace de problèmes bien délimité : ils sont de bons

planificateurs au sens où l'entendent les spécialistes de la rationalisation des organisations. Cette qualité en fait par conséquent de bons éléments pour l'implémenteur qui apprécie les modèles de gestion de type taylorien.

Les agents cognitivistes sont alors d'autant mieux considérés qu'ils encapsulent, à travers ce qu'Alan Turing (1950) et Vincent Descombes (1995) appellent un livre de règles, des connaissances expertes et structurées qui donnent à leurs productions cognitives un caractère interprétable. Car cette qualité en fait des êtres particulièrement sociables pour au moins deux raisons. D'une part, leur système de production d'inférence est généralement bien cadré et supervisé par le concepteur. D'autre part, leurs productions cognitives peuvent être expliquées, de manière plus ou moins aisée en fonction de leur complexité, à leur utilisateur. Les agents cognitivistes ne sont pas que de bons planificateurs : ils sont également de bons explorateurs et de bons instructeurs. Ils sont de bons explorateurs dans la mesure où ils excellent dans le travail de recherche, au sein d'un espace de problèmes, du chemin permettant d'aller d'une question A à une solution optimale B. Ils sont de bons instructeurs parce que leurs parcours d'explorations sont généralement identifiables. Les humains peuvent ainsi les comprendre, les questionner, les améliorer, les modifier, voire les reproduire par apprentissage. Par exemple, un agent cognitiviste peut être conçu de façon à donner des méta-explications sur ses explorations ou, si l'on préfère, sur le raisonnement lui permettant de traiter une situation problématique.

« L'explication d'une solution indique la succession des étapes qui la justifient alors que la méta-explication révèle comment le système est parvenu à la trouver. [... À la différence des agents cognitivistes, les] humains donnent très rarement des méta-explications, chose regrettable car celles-ci ont une grande importance pédagogique » (Pitrat, 2011, p. 30).

Par exemple, les solutions trouvées par *DENDRAL* pour identifier les molécules chimiques peuvent être retracées et examinées par les hommes afin de les aider à identifier des stratégies de classification de ces mêmes molécules. Et, nous venons de le souligner, les chemins trouvés par les agents cognitivistes peuvent être considérés comme des plans permettant d'aboutir à une solution optimale. Ces agents étant dotés d'importantes capacités de systématisation, ces plans constituent alors des patrons souvent intéressants aux yeux des implémenteurs appréciant le modèle taylorien.

De manière plus générale, le développement des agents cognitivistes au sein de la sphère socioéconomique est acceptable dans le sens où il recouvre une distribution des activités

cognitives congruente avec un modèle proactif de l'organisation. Les agents cognitivistes ont de bonnes capacités à rationaliser, mais ils sont un peu idiots : ils ont besoin que les hommes leur enseignent les principes de raisonnement nécessaires au traitement de la problématique rencontrée ainsi que les modes d'emplois permettant de les utiliser. Ceci implique alors que la conception des agents cognitivistes soit réalisée dans le cadre d'un programme organisationnel orienté par une motivation proactive. Car, du point de vue de l'implémenteur, ces agents ont généralement pour fonction de trouver une solution que l'homme peut comprendre et appliquer de manière plus ou moins directe et automatique. Cette solution renvoie donc à un modèle stratégique que l'on pourrait qualifier de productif et de réflexif : avec les agents cognitivistes, il s'agit de combiner l'expertise humaine et la puissance de la machine afin de produire collectivement des solutions à des problèmes identifiables et compréhensibles par les hommes dans la mesure où l'implémenteur doit être capable de mobiliser et de signifier ces solutions afin de pouvoir se les approprier et les appliquer.

III.1.3. Des computations trop conventionnels

Ou une expertise humaine difficile à codifier

Il serait néanmoins trompeur de croire que le succès des agents cognitivistes est dû à leur seul caractère acceptable. D'un point de vue historique et sur le plan de l'environnement de conception, si l'esprit cognitiviste est performé avec un certain succès par les agents cognitivistes, ce n'est pas seulement parce qu'il fait autorité. C'est aussi parce que ces agents sont utiles et faciles à implémenter sur un plan purement pragmatique. Rappelons qu'ils sont conçus sur le modèle de l'architecture von Neumann (cf. section II.1.2) qui est au fondement de la conception de la quasi-totalité des ordinateurs commerciaux et professionnels. De plus, ils ne nécessitent pas de disposer d'une importante puissance de calcul et ils peuvent réaliser leurs productions cognitives sur de petites quantités de données. Les agents cognitivistes peuvent de ce fait être implémentés sur tout type d'ordinateur. Comme le montrent Martine Blanc et ses collègues (1989), les unités décisionnelles peuvent facilement distribuer l'expertise des agents cognitivistes au sein des unités opérationnelles : bien que les systèmes experts soient parfois d'une grande complexité, ils prennent généralement des formes matérielles assez simples à implémenter.

Au niveau de l'environnement de conception, cette bonne utilisabilité est alors souvent associée à une certaine utilité. Lorsque les raisonnements des agents cognitivistes portent sur des problèmes purement formels et logiques, les solutions trouvées sont en effet généralement appliquées avec succès. Autrement dit, lorsque les règles et les symboles que ces agents doivent computer constituent la représentation d'une réalité se prêtant bien à l'exercice de la codification, les inférences qu'ils réalisent sont souvent performatives. De telle sorte que les agents cognitivistes sont d'une grande utilité pour résoudre des problèmes conventionnels, c'est-à-dire des problèmes faisant l'objet d'une structure strictement formalisable (Abbott, 1988). C'est le cas, par exemple, des problèmes relevant de l'ordre du domaine de la logique, de la mécanique, ou encore, de la physique. Néanmoins, comme le soulignent Martine Blanc *et al.* (1989), lorsque ces problèmes ne sont pas conventionnels, les agents cognitivistes peuvent parfois perdre pied et réaliser des inférences peu pertinentes. Or, cette situation est souvent le cas lorsque l'humain entre dans leur définition.

Pour illustrer ce point, reprenons le cas du jeu d'échecs. Nous avons vu en amont que le principe de l'algorithme MinMax avec élagage repose sur l'hypothèse générale suivante. L'adversaire raisonne comme l'agent cognitiviste : à chaque demi-coup, il cherche à minimiser ses pertes et à maximiser ses gains. Aussi, cet agent est pertinent dans la mesure où il représente relativement bien l'état mental d'un joueur novice. L'histoire a effectivement montré qu'un tel algorithme est un adversaire plutôt coriace ; même pour les bons amateurs. Cependant, aux yeux d'un vendeur de jeux d'échecs électroniques destinés aux experts, cet agent a de forte chance de ne pas être considéré comme très pertinent. Pourquoi ? D'abord, parce qu'un expert identifiera assez rapidement que l'algorithme MinMax avec élagage est au fondement du raisonnement de l'adversaire électronique. Ensuite, parce qu'une fois cette inférence réalisée, l'expert fera en sorte de ne pas se conformer aux hypothèses que son adversaire fait à son endroit. Et c'est précisément de cette manière que Garry K. Kasparov a réussi à gagner une des parties qu'il a joué contre *Deep Blue*. Pourtant, *Deep Blue* était doté d'une base de connaissance plus grande et complexe que celle de l'agent que nous avons présenté. De plus, et nous l'avons déjà signalé, il encapsulait une partie de l'expertise de Garry K. Kasparov lui-même. Mais lisons plutôt ce que Christophe Assens et Jacques Angot (2007) nous disent à son propos.

« À l'inverse [de *Deep Blue*], Kasparov ne sait pas calculer avec exactitude le rapport des forces, mais il sait l'évaluer de façon dynamique et interactive. Il sait qu'au cours de la partie des événements imprévisibles vont venir se greffer qui

vont transformer le cours du jeu et que l'on ne retrouve pas au niveau des parties prises séparément » (Assens & Angot, 2007, p. 12).

« Par une évaluation mécanique du rapport des forces, *Deep Blue* a une perception limitée du jeu. *A contrario*, la perception de Kasparov est fondée sur les processus non linéaires d'interactions (anticipations, rétroactions) qui donnent accès aux « *chunk of knowledge* », autrement dit à une reconnaissance des formes et à une comparaison des configurations. Cette différence d'appréciation explique en grande partie la défaite de l'ordinateur dans un jeu où la force brute n'est pas l'unique facteur clé de succès [...]. Au 43^{ème} coup l'abandon de *Deep Blue* en noir se justifie par la stratégie d'enfermement territorial menée par Kasparov avec les blancs. Sur l'échiquier, la marge de manœuvre de *Deep Blue* est complètement cloisonnée par les positions tenues par Kasparov » (Assens & Angot, 2007, p. 14).

« La deuxième stratégie est celle de l'escalade de l'engagement. Dans une partie, le temps est irrévocable. Kasparov mesure cette dimension qui échappe en partie à *Deep Blue*. Au fur et à mesure, il place l'ordinateur face à un danger. Pour se prémunir contre ce danger, *Deep Blue* protège des pièces, ou il cherche une meilleure position. Ce faisant il s'expose à un danger encore plus grand dont il n'a pas conscience. En raisonnant au coup par coup de façon séquentielle, *Deep Blue* ne mesure pas toujours l'irrévocabilité de certaines décisions. Cela provoque un phénomène d'escalade dans l'engagement de la partie dont Kasparov mesure l'issue avant *Deep Blue* à cause de son intuition, de son bon sens ou de son expérience. L'intuition remplace le savoir dans l'urgence. C'est la raison pour laquelle la perception de l'homme est spontanée. Un autre point fort de Kasparov réside dans sa capacité à innover, à jouer des coups prodigieux, que personne ne peut imiter. En effet, tous les paramètres de jeu ne peuvent pas être modélisés ou quantifiés. Certains d'entre eux comme l'intuition (la faculté à comprendre le jeu sans en mesurer tous les détails) échappent aux efforts de standardisation ou de normalisation. On ne peut apprendre à l'ordinateur tous les principes de jeu hétérodoxes » (Assens & Angot, 2007, p. 15).

Nous retrouvons donc chez Christophe Assens et Jacques Angot les critiques que les SHS ont traditionnellement faites à l'égard des agents cognitivistes : ces derniers sont trop conventionnels. Leur caractère symbolique ne leur permet pas de comprendre une situation problématique autrement que sous la forme d'un système à code. Et c'est pourquoi les hypothèses qu'ils font vis-à-vis d'un problème sont pertinentes à la condition que ce dernier soit bien structuré. Par exemple, les agents cognitivistes tolèrent assez mal le bruit. Ils rencontrent ainsi certaines difficultés pour traiter en finesse les situations problématiques qui impliquent les relations humaines puisque la vie sociale est très bruyante. Or, pour trouver la solution d'un problème complexe, il est souvent nécessaire de pouvoir comprendre son bruit dans son ensemble. Dans une certaine mesure, c'est ce que permet l'esprit connexionniste.

III.2. La pertinence de l'esprit connexionniste

Une filiation plutôt naturaliste de l'encastrement cognitif

Nous proposons maintenant de nous intéresser à la pertinence des agents connexionnistes. Pour ce faire, nous souhaitons une nouvelle fois commencer par présenter synthétiquement l'énonciation qui est au fondement de leur conception. Nous soutiendrons ainsi que l'esprit connexionniste constitue une filiation plutôt naturaliste de l'encastrement cognitif.

III.2.1. « *La connaissance est une production physique* »

La nature est intelligente

De façon analogue aux agents cognitivistes, les agents connexionnistes encapsulent tout un programme de recherche. À l'instar de l'esprit cognitiviste, l'esprit connexionniste est aussi une chaîne causale cognitive sociale (Sperber, 1996) qui fait institution. Il existe par conséquent de nombreuses façons de représenter le script que visent à performer, de manière générale, les agents connexionnistes. Ce script repose néanmoins sur l'idée fondamentale, non plus que la connaissance est une production sociologique, mais qu'elle est une production purement physique.

Nous avons vu que, pour les précurseurs que sont Warren McCulloch et Walter Pitts (1943), le neurone formel ne représente pas correctement le fonctionnement d'un neurone biologique. Chez leurs successeurs, les réseaux de neurones sont cependant souvent exposés comme des modélisations réalistes du cerveau (*cf.* Numenta, 2014). Ce point est important puisqu'il est une des principales critiques que les connexionnistes font aux agents cognitivistes. Pour les spécialistes de l'intelligence artificielle qui préfèrent la neurologie à la psychologie, ces agents n'ont en effet aucun intérêt puisqu'ils ne permettent pas de représenter la physiologie du cerveau. Ils ne peuvent pas modéliser les fondements biologiques (i.e., naturels) des processus de production de connaissance. Or, pour les connexionnistes, l'esprit doit justement se réduire à sa composante physique (Changeux, 1983). De leur point de vue, Herbert A. Simon (Chase & Simon, 1973 ; Newell & Simon, 1972 ; Simon, 1991 [1969] ; Simon, 1992) se trompe donc sur toute la ligne : l'intelligence n'est jamais artificielle. Elle n'est pas une computation de règles et de symboles issus d'une

connaissance extérieure au cerveau. La connaissance n'est pas sociologique, ni relationnelle dans l'acception sociale du terme. Elle est naturelle, de telle sorte qu'il n'y a plus besoin, ici, de logiciel : c'est le matériel qui est, en lui-même, intelligent. Autrement dit, pour les connexionnistes, la connaissance ne naît pas des relations qu'entretiennent les entités humaines et non humaines qui composent le monde, mais des relations qu'entretiennent entre eux les neurones du cerveau. Sa source ne se trouve pas dans la société, mais dans la nature puisque l'intelligence est *in fine* une association particulière d'un grand nombre d'entités physiques capables de réaliser des calculs élémentaires.

Dans l'esprit connexionniste, la connaissance n'est pas la résultante d'un raisonnement produit à partir de conventions (i.e., de règles et de symboles) existant au sein d'un collectif plus ou moins étendu. Elle découle d'un processus d'apprentissage naturel consistant à représenter des états du monde extérieur. Cela veut dire qu'ici, la machine à anticiper qu'est l'esprit (Dennett, 1993 ; 1996) ne consiste pas à explorer des plans d'actions inférentielles permettant d'aller d'un problème A à sa solution B. Elle constitue des réactions qu'un réseau d'unités de calcul élémentaire auto-organisé réalise afin d'activer la représentation sous-symbolique permettant d'associer un problème A à sa solution B. Aussi, si la production d'un plan d'actions inférentielles par un agent cognitiviste implique un certain cadrage cognitif et relationnel, la réaction permettant à un agent connexionniste de reconnaître une représentation sous-symbolique n'implique aucune structure sociocognitive : seules les quelques règles physiques d'activation ou d'inhibition des neurones sont requises.

III.2.2. Des agents de calcul réactifs

Le réseau comme principe d'acceptabilité

Depuis quelques années déjà, cette conception naturaliste de l'intelligence que véhiculent les agents connexionnistes apparaît acceptable du point de vue de l'implémenteur parce qu'elle repose sur le principe du réseau. Comme le montrent les travaux de Luc Boltanski et d'Ève Chiapello (1999), avec l'avènement de l'économie numérique, l'esprit du capitalisme contemporain est en effet une sorte de réappropriation de l'esprit connexionniste ; et ce, malgré un emprunt métaphorique faisant plus référence à la sociologie des réseaux qu'au domaine de l'informatique. Notons d'ailleurs que, sur ce dernier point, il serait intéressant de chercher à mieux comprendre comment, chez les sociologues, la notion de réseau est plus ou

moins implicitement associée à celle que mobilise la cybernétique. Surtout si l'on considère le fait que cette notion est, dans un cas comme dans l'autre, une manière de représenter des systèmes complexes plus ou moins auto-organisés. En tout cas, dans les travaux de Luc Boltanski et d'Ève Chiapello, les sociétés capitalistes contemporaines sont caractérisées par des formes organisationnelles constituées de projets qui peuvent être compris comme des amas de connexions.

« [Un] projet est précisément un amas de connexions actives propre à faire naître des formes, c'est-à-dire à faire exister des objets et des sujets, en stabilisant et en rendant irréversibles des liens. Il est donc une poche d'accumulation temporaire qui, étant créatrice de valeur, donne un fondement à l'exigence de faire s'étendre le réseau en favorisant les connexions » (Boltanski & Chiapello, 1999, p. 170).

Dans le nouvel esprit du capitalisme, les sociétés occidentales contemporaines ne pourraient-elles donc pas être considérées comme des fractales ? Elles recouvriraient alors une sorte d'homothétie interne dans la mesure où elles seraient composées d'un réseau d'organisations multiples constituées de réseaux de projets, eux-mêmes composés de réseaux d'entités intelligentes constituées de réseaux de neurones formels ou non. Soulignons que cette idée de symétrie naturaliste entre la vie sociale et la vie neuronale que semblent implicitement pointer les travaux de Luc Boltanski et d'Ève Chiapello (1999) pourrait de cette façon trouver ses origines dans ceux de Friedrich A. von Hayek (1952) puisque, pour ce dernier, la société de marché fonctionne un peu à la manière du cerveau biologique.

« Car, dans la perspective de *The Sensory Order*, l'esprit s'avère être quelque chose de dynamique et de relationnel, analogue au fonctionnement d'un marché sous bien des aspects. L'esprit est un « flux continu d'impulsions, dont la pertinence de leur contribution est déterminée par la position dans la configuration des canaux par lesquels elles passent », de sorte que le flux d'impulsions neuronales peut être comparé « à une réserve de capital, alimentée par des entrées et produisant un courant continu de sorties » (Hayek 1982 : 291, Lavoie *et al.* 1990). Dans *The Use of Knowledge in Society* (publié pour la première fois en 1945), Hayek décrit le système des prix comme un mécanisme pour communiquer de l'information [...]. Dans l'esprit, comme dans le marché, l'information la plus essentielle est véhiculée sous la forme de « signaux » abrégés (c'est-à-dire sous la forme, respectivement, d'impulsions neuronales et de prix contextuellement situés) » (Smith, 1999, p. 113).

« [Pour Friedrich K. Hayek] l'esprit, ainsi que le système du marché, sont les produits de milliers d'années d'évolution ; tous les deux ont évolué au moyen d'un très grand nombre d'essais et d'erreurs et aussi au moyen de processus associés d'« entraînement » pendant lesquels chaque génération d'individus apprenait, d'un côté, à être conscient, et, de l'autre, à jouer le rôle d'un acteur du marché » (Smith, 1999, p. 114).

En reprenant cette métaphore neuronale pour expliquer le fonctionnement de l'entreprise, les différents auteurs que sont David H. Freedman (1992), Richard L. Daft et Karl E. Weick (1984), Hubert Landier (1987), Robert Drazin et Lloyd E. Sandelands (1992) ont de cette manière participé à favoriser l'acceptation des agents connexionnistes. Dans le monde connexionniste ou, si l'on préfère, la cité par projet (Boltanski & Chiapello, 1999), le grand est réactif plus que proactif : afin de permettre à l'organisation de s'adapter facilement à son environnement, mieux vaut, en effet, être autonome et flexible. Or, les agents cognitivistes n'ont pas l'autonomie et la tolérance des agents connexionnistes. Leur travail inférentiel n'est pas auto-organisé. Ils ont besoin d'instructions. Ils contreviennent en ce sens au modèle de l'organisation horizontale où chaque acteur est son propre pilote, doit être capable de s'adapter à la contradiction et de tolérer l'ambiguïté. Dans le monde connexionniste, le grand n'est par conséquent pas tellement proactif dans le sens où ce qui compte n'est pas vraiment d'avoir un pouvoir de contrôle et d'action sur l'environnement. Le grand est réactif dans la mesure où cette qualité lui permet de s'adapter aux évolutions très incertaines du monde qui le font exister. Et, si les agents connexionnistes ne savent pas produire de raisonnement, ils savent par contre très bien se représenter la complexité de leur environnement. Ils sont capables d'apprendre à dégager des régularités ou des disparités parfois très infimes et bruitées. Aussi, si ces apprentissages sauvages ne peuvent aider à la conception de plans d'action étant donné qu'ils ne peuvent souvent pas être compris par les humains, ils peuvent néanmoins permettre de faire des prédictions favorisant la réactivité de l'organisation. C'est pourquoi, pour l'implémenteur qui préfère le modèle du toyotisme à celui du taylorisme, les agents connexionnistes performant une forme d'intelligence naturaliste qui est dotée d'une bonne acceptabilité.

III.2.3. Des associations trop mécaniques

Ou des situations difficiles à représenter

Néanmoins, si l'acceptabilité des agents connexionnistes est assez bonne depuis les années quatre-vingt-dix, il n'en est pas de même concernant leur facilité d'implémentation. Comme nous l'avons déjà dit, ces agents ont besoin de beaucoup de données et d'une certaine puissance de calcul pour réaliser leur activité d'apprentissage. Or, avant l'avènement du mouvement big data (*cf.* chapitre 2), ces deux ressources n'étaient disponibles qu'en trop petite quantité pour favoriser leur simplicité d'utilisation. De telle sorte que, pour certains

spécialistes de l'intelligence artificielle, le mouvement big data est une des causes du succès actuel des agents connexionnistes. Les données numériques sont aujourd'hui disponibles en grande quantité et l'implémenteur peut facilement accéder à d'importantes puissances de calcul. Avec le développement de l'informatique en nuage qui, comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, permet d'accéder facilement à la force de traitement d'un grand nombre d'ordinateurs assemblés en réseau, les acteurs socioéconomiques peuvent aisément implémenter, au sein de leur organisation, l'intelligence des agents connexionnistes les plus puissants. C'est par exemple le cas de *Grok* dont nous avons parlé en amont. De plus, avec l'amélioration des performances des ordinateurs, ces agents peuvent également être intégrés au sein de petits terminaux (e.g., les téléphones portables). Pour le dire autrement, si, du point de vue de l'implémenteur, les agents connexionnistes sont aujourd'hui des technologies faciles à utiliser, cela n'a pas toujours été le cas. Et ce gain d'utilisabilité a joué un rôle important dans la diffusion de ces technologies au sein de la sphère socioéconomique.

Aussi, le développement des agents connexionnistes que nous avons connu depuis les années quatre-vingt-dix s'impose d'autant plus que ces machines sont dotées d'une utilité difficilement contestable. Elles permettent de dépasser une des plus importantes limites des agents cognitivistes. À l'inverse de ces derniers, les agents connexionnistes sont capables d'apprendre naturellement la connaissance implicite qui compose toute forme d'expertise. Le cas de *Giraffe* en constitue probablement un des exemples les plus impressionnants. Rappelons-nous, à la différence de *Deep Blue*, *Giraffe* est capable d'apprendre la notion de tempo au jeu d'échecs. En référence aux critiques que Christophe Assens et Jacques Angot (2007) ont formulées à l'égard de *Deep Blue*, *Giraffe* ne raisonne pas au coup par coup. Il ne projette pas de manière systématique l'ensemble des situations plausibles dans le futur afin d'évaluer et comparer chacun des bénéfices et des coûts qui leur sont associés à partir des connaissances stockées dans sa mémoire. Il réagit en fonction de la reconnaissance qu'il a de la situation de jeu et qu'il comprend comme une dynamique allant du passé vers le futur, c'est-à-dire en fonction de séquences d'associations de représentations de situations de jeu qu'il a pu apprendre de ses expériences et des projections qu'il peut en inférer. *Giraffe* n'a encore jamais été confronté, ni à Garry K. Kasparov, ni à *Deep Blue*. Toutefois, il est possible que cette capacité de reconnaissance puisse permettre à *Deep Blue* de mieux se défendre contre le grand champion.

Pour autant, malgré les promesses positivistes que sous-tend l'esprit connexionniste, celui-ci n'a toujours pas réussi à percer le mystère de la production des connaissances chez les

humains. Le cas de la reconnaissance des expressions faciales en est une bonne illustration. Par exemple, le logiciel *FaceReader*, que nous avons nous-mêmes utilisé, est conçu à partir d'un agent connexionniste capable de reconnaître ces expressions (Noduls, 2015). Notons que cet agent fonctionne selon les principes proches des cartes de Kohonen (cf. chapitre 4 ; section IV.5.1) dans le sens où il comprend les visages qu'il perçoit comme des cartes composées d'arcs et de nœuds (cf. figure 47).

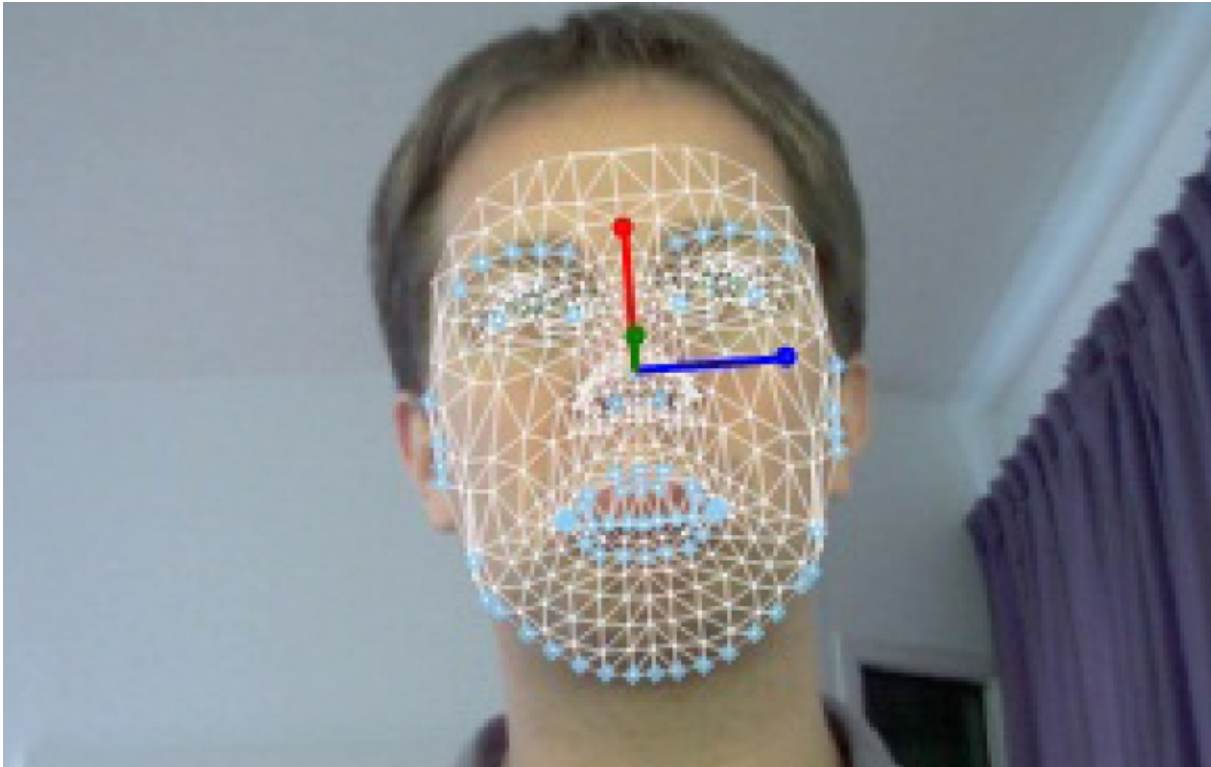


Figure 47. Exemple de cartographie de visage réalisée par *FaceReader*⁸³

À partir d'un échantillon de données très important, l'agent connexionniste de *FaceReader* a appris à reconnaître la joie, la tristesse, la colère, la surprise, la peur et le dégoût. Précisons qu'il est capable de pondérer de manière systématique les reconnaissances des expressions qu'il fait d'un visage en particulier en fonction des traits propres à ce dernier. Lorsque cet agent reconnaît sur un visage déclaré comme neutre une expression qu'il comprend, par exemple, comme de la surprise, il est de cette façon possible de lui demander de corriger ses connexions jusqu'à ce qu'il reconnaisse cette expression comme neutre, et non comme manifestant de la surprise. L'agent connexionniste de *FaceReader* peut alors transposer ces corrections à l'ensemble des expressions correspondant aux cinq autres émotions citées

⁸³ (cf. Noduls, 2015).

précédemment. Cette capacité lui permet d'adapter ses analyses en fonction des traits particuliers des visages qu'il observe.

Nous avons pu évaluer les performances de cet agent connexionniste. Elles sont excellentes dans la mesure où il sait reconnaître avec beaucoup de finesse les changements d'expressions. Cependant, son implémentation au dispositif d'enquête que nous présentons dans le chapitre 6 n'a été d'aucune utilité. *FaceReader* devait en effet nous permettre d'évaluer les réactions émotives des utilisateurs durant leur navigation sur un site d'e-commerce. Or, nous avons remarqué que les changements d'expressions détectés par l'agent de *FaceReader* ne correspondaient que rarement à la réalité. Par exemple, un des participants avait beaucoup souri lors de sa navigation. Mais ces sourires ne correspondaient pas à de la joie. Ils représentaient en réalité une certaine ironie et un fort mécontentement. Autrement dit, l'analyse des visages opérée par l'agent connexionniste de *FaceReader* repose sur une hypothèse behavioriste qui, dans notre cas, n'était pas pertinente. Le sourire n'est pas mécaniquement associé à la joie. Il n'en est qu'un indice. Aussi, si nous avons pu comprendre l'erreur de catégorisation de l'agent connexionniste de *FaceReader*, c'est parce que nous avons accès aux verbalisations de l'utilisateur et à ses attitudes corporelles (e.g., soupirs et autres manifestations d'agacement). Par ailleurs, nous n'avons pas compris de manière intuitive l'état mental d'ironie de ce participant. Notre compréhension ne s'est pas fait de manière associative. Nous l'avons déduit des différents indices comportementaux manifestés par le participant et des connaissances symboliques dont nous disposions pour les interpréter. Malgré ce qu'en disent certains prophètes, les agents connexionnistes, comme les agents cognitivistes, connaissent donc, encore aujourd'hui, de nombreuses limites.

III.3. Vers des agents de calcul hybrides

Articuler les esprits cognitiviste et connexionniste

Nous pouvons alors nous demander s'il n'existerait pas une manière d'articuler les esprits cognitiviste et connexionniste de façon à dépasser leurs limites respectives ? Bien entendu, cette troisième voie n'autoriserait probablement pas la reproduction de l'intelligence humaine. Elle permettrait néanmoins de tirer profit des avantages et des inconvénients des capacités inférentielles propres aux deux types d'agents de calcul que nous venons d'examiner. En d'autres termes, ne serait-il pas possible de stopper la guerre de chapelles existant entre les

deux sœurs (Minsky & Papert, 1969) afin de réaliser une synthèse des travaux issus des programmes de recherche cognitive et connexionniste ? Après tout, au temps de la première cybernétique, c'est-à-dire avant l'avènement de la discipline que constitue l'intelligence artificielle, ces deux programmes n'étaient pas compris comme concurrents.

Aujourd'hui, cela fait une vingtaine d'années environ que certains spécialistes se posent la question de l'hybridation des esprits cognitive et connexionniste. Quelques éléments de réponse ont depuis été proposés.

III.3.1. Des architectures cognitives hybrides

Des fonctions cognitives de bas et de haut niveaux

Dès le milieu des années quatre-vingt, plusieurs spécialistes de l'intelligence artificielle et de la psychologie cognitive travaillent à la conception de différentes approches permettant d'intégrer les esprits cognitive et connexionniste. C'est par exemple le cas de Paul Smolensky et de ses collègues qui proposent, en 1992, une des premières architectures cognitives hybrides (i.e., *Integrated Connectionist/Symbolic ; ICS*). Cette architecture repose sur l'idée fondamentale que les représentations de bas niveau (i.e., sub-symboliques) réalisées par les agents connexionnistes peuvent être traduites en des représentations de haut niveau mobilisables par les agents cognitivistes (Smolensky, 1987). Précisons que les qualificatifs de bas et de haut niveaux ne sont pas ici compris de manière normative, mais descriptive. Les fonctions cognitives de bas niveau regroupent l'ensemble des processus de production de connaissance de type ascendants (i.e., *bottom-up*). Les fonctions cognitives de haut niveau regroupent l'ensemble des processus de production de connaissance de type descendant (i.e., *top-down*). Pour les spécialistes de l'intelligence artificielle, les fonctions cognitives de haut niveau renvoient ainsi à une forme d'intelligence de type délibérative produite sur un plan macro-théorique. Les fonctions cognitives de bas niveau renvoient, quant à elle, à une intelligence réactive produite sur un plan micro-théorique. Du point de vue des spécialistes de l'intelligence artificielle et de la psychologie cognitive, un agent hybride est donc conçu selon une architecture qui permet d'hybrider ces deux niveaux d'intelligence.

« Une architecture hybride est une architecture qui combine les approches réactive [cf. les agents connexionnistes] et cognitive [cf. les agents cognitivistes] présentées précédemment. En effet, de nombreux chercheurs soutiennent l'idée que ni un comportement entièrement réactif, ni un comportement entièrement

délibératif ne s'avèrent suffisants pour modéliser un humain virtuel. Agir uniquement de manière réactive à l'environnement, interdit toute réflexion menant à un plan permettant de réaliser des buts complexes, ou à long terme. À l'inverse, agir uniquement en suivant un plan préparé à l'avance, empêche de prendre en compte des changements inattendus dans l'environnement, ou de réaliser des actions de manière opportuniste. Il paraît donc intéressant de coupler les deux approches » (Reynaud, 2014, p. 35).

Il existe aujourd'hui un nombre relativement important d'agents hybrides. Il s'agit, par exemple, d'*InteRRaP* (Müller & Pischel, 1993), de *PECS* (Schmidt, 2005), de *3T* (Bonasso, Firby, Gat, Kortenkamp, Miller & Slack, 1997), de *Being-in-the-world* (DePristo & Zubek, 2001), d'*ICARUS* (Langley & Choi, 2006), d'*IODA* (Kubera, Mathieu & Picault, 2011), de *Polyscheme* (Cassimatis, 2005) et de *Cosy* (Hawes *et al.* 2007). Cette liste est bien entendu loin d'être exhaustive. Les spécialistes de l'intelligence artificielle et de la psychologie cognitive ont aujourd'hui développé bien d'autres agents de ce type. De manière générale, ces agents peuvent être représentés en quatre catégories (Reynaud, 2014).

La première est dite du gagnant-prend-tout (i.e., *Winner-take-all*). Dans ce cas, les esprits cognitivistes et connexionnistes sont représentés à travers deux modules bien séparés. En fonction du contexte, le module qui est le plus à même de traiter au mieux le problème rencontré prend le contrôle de l'agent. *InteRRaP* et *PECS* fonctionnent selon ce principe. La seconde classe d'agents hybrides regroupe l'ensemble des architectures dites maître-esclave. *3T*, *Being-in-the-world* et *ICARUS* sont de ce type. Ici, le module connexionniste est considéré comme un esclave du module cognitiviste. Il ne fait que suivre, avec une certaine autonomie, les ordres du module cognitiviste afin de pouvoir les adapter à la situation d'action concrète. Le module connexionniste est néanmoins capable de court-circuiter le module cognitiviste en cas d'urgence. La troisième classe est celle des agents conçus selon une approche dite centrée sur les interactions. C'est le cas d'*IODA* qui est généralement mobilisé pour concevoir des groupes d'agents virtuels. Chaque agent est défini par un module cognitiviste commun. Ce module détermine les capacités de raisonnement de tous les agents, c'est-à-dire ce dont ils sont capables de vouloir et de pouvoir faire. Chaque agent est également doté d'un module connexionniste qui permet de définir son individualité en fonction des interactions qu'il entretient avec les autres. Ce module détermine les formes de réactivité de tous les agents, c'est-à-dire la manière dont ils vont activer les règles de raisonnement du module cognitiviste afin de pouvoir choisir ce qu'ils veulent faire et comment ils peuvent le faire. Ces activations sont toujours fonction des interactions que chaque agent entretient avec ses congénères. La quatrième classe est celle des agents

composés d'architectures dites à multiples fonctions cognitives. Ces dernières reposent sur l'idée fodorienne qui, comme nous l'avons signalé plus haut, soutient que la cognition est le produit d'un travail inférentiel réalisé par toute une série de modules spécialisés dans une tâche particulière (Fodor, 1983). Il n'y a donc plus vraiment de modules cognitivistes et connexionnistes, mais un nombre plus ou moins grand de modules pouvant fonctionner selon des modèles différents (e.g., règles de production, perceptrons, réseaux bayésiens ou régression linéaire). Ces modules sont généralement articulés de manière à réaliser deux types de processus. Le premier est celui des processus non gérés qui sont des traitements de données simples et opérés en continu. Les résultats de ces processus sont ensuite envoyés dans une mémoire dite de travail et dont les changements sont contrôlés par le deuxième type de processus : les processus gérés. En fonction des résultats des processus non gérés, les processus gérés vont suggérer différentes tâches à réaliser. Ces tâches étant coûteuses et ne pouvant être opérées que de façon séquentielle, elles font l'objet d'une sélection en fonction des besoins du système. Comme nous l'avons souligné dans la section II.3.3, les réseaux convolutifs qu'affectionnent particulièrement Yann LeCun et ses collègues (1989 ; 1995) sont à la frontière des agents connexionnistes et des agents hybrides puisqu'ils peuvent être considérés comme un assemblage hiérarchisé de plusieurs perceptrons spécialisés dans des tâches bien spécifiques. Nous souhaitons d'ailleurs ajouter que, contrairement à ce que semble penser un certain nombre de commentateurs, la récente victoire d'*AlphaGo* contre le champion du jeu de go Lee Sedol est en réalité moins la victoire d'un agent connexionniste que celle d'un nouveau type d'agent hybride. D'après ses concepteurs (Silver *et al.* 2016), *AlphaGo* est en effet une combinaison d'une technique de type connexionnistes (i.e., les réseaux de neurones profonds) et d'une technique d'apprentissage statistique plutôt de type cognitivistes (i.e., la recherche arborescente de Monte Carlo ; Tristan & Abdallah, 2009).

En tout cas, comme nous allons le voir par la suite, les quatre catégories d'agents hybrides que nous venons de présenter peuvent être regroupées en deux classes : celle des agents intégrés et celle des agents statistiques. Ce que nous appelons les agents intégrés recouvrent l'ensemble des agents qui hybrident les esprits cognitivistes et connexionnistes. Les agents statistiques constituent, quant à eux, l'ensemble des agents à fonctions cognitives plus ou moins multiples qui ne reposent pas directement sur une combinaison particulière d'un module cognitiviste et d'un module connexionniste. Comme les agents statistiques découlent du développement des agents intégrés, nous proposons de commencer par présenter la pertinence d'un de ces derniers.

III.3.2. La pertinence des agents intégrés

Le cas du processeur de traitement de situation⁸⁴

Au cours de nos enquêtes de terrain, nous avons conduit le montage de deux projets de collaboration avec *Semantic Cog* et *Data Cognitive*, deux jeunes *start-up* développant des applications commerciales d'un même agent de calcul de type hybride. Son concepteur, Marin, appelle cet agent un processeur de traitement de situation. Afin de pointer un certain nombre d'éléments permettant de mieux saisir la pertinence des agents intégrés, nous proposons de nous appuyer sur ce cas particulier. Commençons donc par présenter succinctement le fonctionnement de cet agent.

Comme le montre la figure 48, le processeur de traitement de situation compose un assemblage particulier des architectures cognitiviste et connexionniste. Plus exactement, l'intégrateur, la mémoire situationnelle et la mémoire de masse représentés par les symboles de couleur bleu foncé forment un système de mémoire de type connexionniste. Le concentrateur, le moteur d'inférence et la bibliothèque représentés par les symboles de couleur bleu clair composent quant à eux le moteur d'inférence du processeur de traitement de situation. Ce moteur d'inférence est un système de computation de type cognitiviste.

⁸⁴ « Processeur de traitement de situation » est une dénomination fictive que nous avons mobilisée pour éviter toute forme de publicité positive ou négative à l'innovation en question.

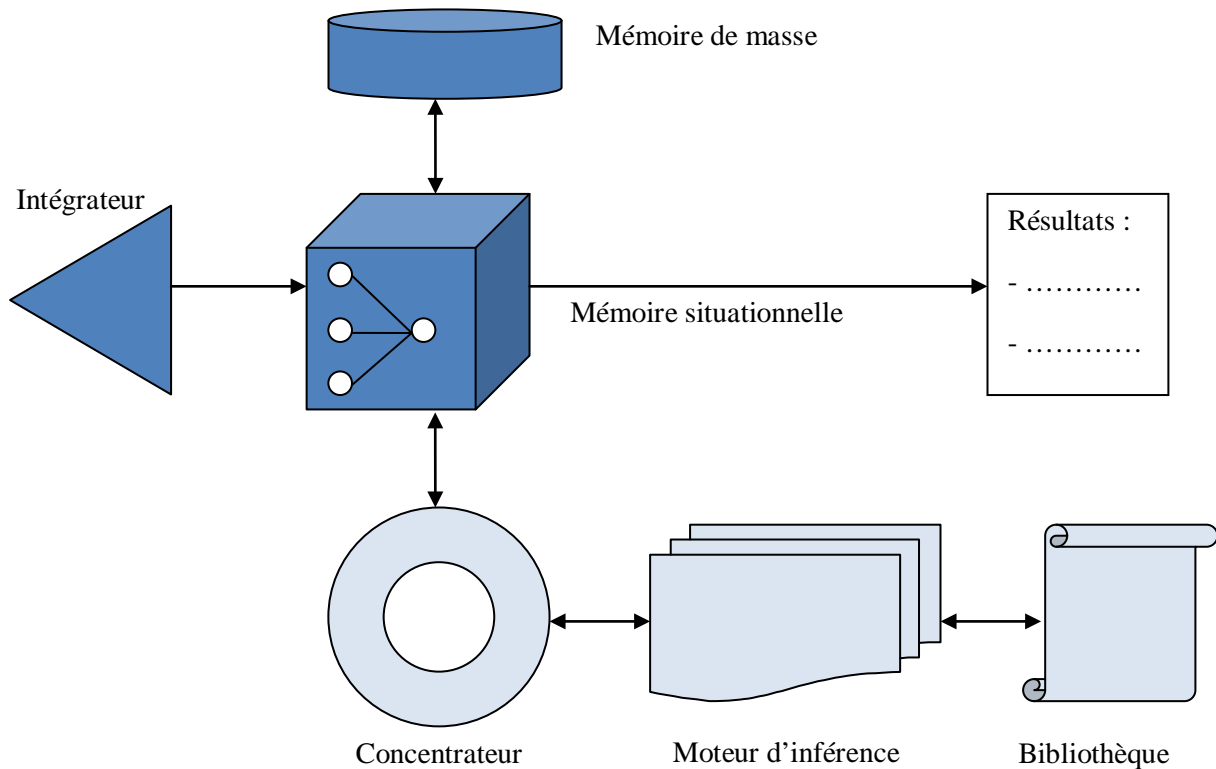


Figure 48. Le processeur de traitement de situation

Le fonctionnement du processeur de traitement de situation est complexe. En faire une description détaillée demanderait un chapitre à lui seul. Nous proposons donc d'en présenter les principes de base de façon à pouvoir rendre compte de sa pertinence du point de vue de l'implémenteur. D'une manière générale, dans les cas de *Semantic Cog* et de *Data Cognitive*, le processeur de traitement de situation est mobilisé afin de traiter les données de navigation des utilisateurs d'un site internet ainsi que les documents qui le composent dans le but de pouvoir personnaliser leurs interactions. Plus précisément, l'intégrateur est un module qui permet de récupérer, par exemple, l'ensemble des données qui informent l'agent sur la situation de navigation d'un visiteur. Ces données peuvent renseigner sur l'identité de l'utilisateur, les actions qu'il réalise ou les environnements qu'il traverse. Une fois ces données récupérées, l'intégrateur les répartit au sein de la première couche de cellules qui compose la mémoire situationnelle. Cette couche peut être comprise comme la rétine du processeur. En fonction du flux de données qu'elle reçoit de l'intégrateur, la mémoire situationnelle permet de réaliser différents schémas de connexion qui sont autant de représentations sous-symboliques des situations observées. Ces représentations stockées dans

la mémoire de masse sont ensuite traduites par le système en des symboles et des règles qui, par le biais du concentrateur, peuvent être computés par le moteur d'inférence. Le concentrateur est un module de gestion des ressources calculatoires du processeur de traitement de situation. Il lui permet de prioriser ses activités inférentielles. Les symboles et les règles d'inférences produits à partir des schémas de connexions effectués par la mémoire situationnelle sont stockés dans la bibliothèque. Cette bibliothèque est ainsi d'une grande importance puisqu'elle permet d'inverser l'ensemble du procédé : l'implémenteur peut décider d'introduire en son sein différentes connaissances plus ou moins expertes de façon à cadrer l'autonomie de fonctionnement du processeur.

Comme le souligne son concepteur dans la demande de brevet qu'il a soumise à *l'Institut National de la Propriété Intellectuel (INPI)* en 2010, le processeur de traitement de situation n'est donc « ni connexionniste ni computationniste ». Il est les deux à la fois.

« Le dispositif selon l'invention est asynchrone, non déterministe et s'avère ni connexionniste ni computationniste puisque sa puissance est à la fois dans sa structure et dans sa logique. Il accepte un fonctionnement séquentiel comme parallèle » (Demande de brevet du processeur de traitement de situation, 2010).

Aussi, du point de vue de l'implémenteur, le processeur de traitement de situation est acceptable parce qu'il recouvre une représentation assez malléable de l'intelligence. Par exemple, dans le cas du e-commerce, il peut être mobilisé selon des stratégies de communication pouvant être aussi bien réactives que proactives. Si le processeur de traitement de situation peut fonctionner de manière totalement autonome, il peut aussi être totalement contrôlé. Pour Marin, l'intérêt de son agent est justement d'accepter ces deux types de fonctionnement. Par le biais de la bibliothèque, l'implémenteur peut faire partager son expertise au processeur en y déposant, par exemple, la règle d'inférence suivante : « SI la visite du consommateur X est réalisée entre 12h et 14h ou entre 18h et 22h, ALORS proposer à X des produits soldés ». Le processeur de traitement de situation peut de ce fait mettre à l'épreuve les connaissances de l'implémenteur : il peut faire remonter que l'expertise de ce dernier n'est pas bien adaptée à ses objectifs (e.g., augmenter le chiffre d'affaire de l'entreprise). Cet agent peut même soumettre à l'implémenteur une ou plusieurs stratégies d'action qu'il aurait lui-même identifiées comme performantes. Une de ces stratégies pourrait par exemple être : « SI le consommateur X a placé une tablette numérique dans son panier, ALORS proposer à X une housse d'ordinateur en promotion ». Et inversement, l'implémenteur peut chercher à améliorer les performances du processeur en corrigeant l'expertise que celui-ci produit de sa propre expérience.

Cependant, si le processeur de traitement de situation apparaît plutôt acceptable, il n'est pas aisé à utiliser. Selon Marin, l'exploitation optimale de son agent implique un paramétrage assez lourd. Dans certain cas de figure, ce paramétrage pourrait prendre plusieurs mois. Il nécessite par ailleurs une collaboration souvent étroite entre le concepteur et l'implémenteur. Pour Marin, les connaissances métiers sont effectivement primordiales pour paramétrer correctement son processeur. De plus, compte tenu de sa mémoire connexionniste, ce dernier est très gourmand. Il a besoin d'un grand nombre de données pour pouvoir trouver des règles d'inférences réellement pertinentes. Comme dans le cas des agents connexionnistes, son fonctionnement nécessite également une forte puissance de calcul. En outre, il doit faire l'objet d'une supervision et d'une maintenance sur le long terme. Malgré cela, le processeur de traitement de situation semble généralement permettre à l'implémenteur d'atteindre ses objectifs. Il serait ainsi doté d'une bonne utilité comme le laisse entendre l'exemple d'application présenté en suivant.

« On a fait un travail pour les architectes [...]. Alors, on a fait un travail d'identification de situations qui pouvaient être vécues par ces gens [i.e., les utilisateurs des habitations conçues par le groupe d'architectes en question]. Donc, on a mis des programmes qui détectent ce genre de choses. Après, on a fait un système de rapprochement automatique entre les situations qui étaient identifiées, les innovations, les tendances architecturales et les produits des experts qui avaient vu des choses dans le monde entier et qui avaient des photos, des descriptifs, etc. Et donc, on a fait une analyse de ces informations de façon à rapprocher les situations de vie de ces exceptions. Et avec ça, à chaque fois qu'un architecte a un programme immobilier où il décrit finalement ce qu'il doit y avoir en terme de situation de vie [...], et bien, on fait un rapprochement et on lui sort huit tendances architecturales possibles [...]. Donc ça, ça tourne, par exemple, ça tourne depuis quatre ou cinq ans et c'est utilisé par un groupe d'architectes » (Marin).

III.3.3. Le temps des agents statistiques

Des formalismes mathématiques

À notre connaissance, le processeur de traitement de situation est néanmoins une exception. Les agents intégrés, c'est-à-dire ceux qui hybrident les esprits cognitivistes et connexionnistes, semblent avoir jusqu'ici assez peu imprégné la sphère socioéconomique. Pourtant, nous l'avons vu dans le chapitre 2, avec le développement des technologies big data, les agents de calcul connaissent une très large diffusion. L'esprit connexionniste aurait-il donc eu définitivement raison de l'esprit cognitiviste, au point que ce dernier n'existerait même

plus sous la forme d'une survivance dissimulée par les agents intégrés ? La réalité apparaît plus nuancée. Et pour bien la saisir, il faut revenir sur les évolutions récentes de l'intelligence artificielle.

Nous avons vu que l'articulation des esprits cognitiviste et connexionniste repose sur une astuce assez ingénieuse que Paul Smolensky (1987) a été un des premiers à trouver. Par le biais d'un langage mathématique adapté, les représentations sous-symboliques produites par l'esprit connexionniste peuvent être traduites en représentations symboliques computables par l'esprit cognitiviste. Cela veut dire que les esprits cognitiviste et connexionniste peuvent être représentés par des formalismes mathématiques. Et, du point de vue des spécialistes de l'intelligence artificielle, cela change tout. Si les agents cognitivistes et connexionnistes peuvent être traduits par de tels formalismes, c'est que leur esprit est, en réalité, statistique. Ainsi, pourquoi les chercheurs en intelligence artificielle auraient-ils encore besoin des lumières des spécialistes de l'intelligence humaine tels qu'Herbert A. Simon et Friedrich A. von Hayek ? D'autant plus que, de par leur formation, les spécialistes de l'intelligence artificielle sont souvent plus à l'aise avec les mathématiques qu'avec les SHS. Aussi, pourquoi les agents de calcul devraient-ils être soit de type cognitiviste, soit de type connexionniste ? Ces agents ne sont-ils pas, *in fine*, de type statistique ? Par conséquent, pourquoi ne pourrait-il pas exister d'autres types d'agents statistiques ?

Comme nous le verrons dans les deux chapitres suivants, avec le mouvement de démocratisation des agents de calcul (*cf.* chapitre 2), ces derniers sont de moins en moins conçus dans le but de performer l'esprit cognitiviste. Dans le cas de l'esprit connexionniste, c'est un peu différent. Nous avons effectivement vu qu'avec le développement des technologies big data, cet esprit connaît un certain renouveau. Néanmoins, et nous y reviendrons également par la suite, ce renouveau s'est jusqu'ici manifesté dans les grandes institutions scientifiques que sont les laboratoires de recherche publics et privés. Or, en 2016, une grande partie des agents de calcul qui implémentent la sphère socioéconomique ne sont pas conçus dans ces laboratoires. Ils naissent dans des *start-up*, des sociétés de conseils et de services informatiques ou d'autres entreprises cherchant à mieux s'approprier leur environnement numérique et leurs données. Aujourd'hui, les concepteurs d'agents de calcul ne sont pas tous de grands spécialistes de l'intelligence artificielle. De telle sorte que ces derniers connaissent généralement les réseaux de neurones sans pour autant véritablement comprendre l'esprit connexionniste qui y est associé. Pour eux, il s'agit surtout d'une technique d'apprentissage statistique qui n'a, par ailleurs, pas toujours beaucoup de succès

auprès des implémenteurs (*cf.* chapitre 5). Nous allons ainsi montrer que cette façon plutôt technico-pratique de voir les choses est favorisée par l'avènement de cette nouvelle discipline qu'est l'apprentissage artificiel (Cornuéjols & Miclet, 2010). En tout cas, comme le montre la figure 49, à l'ère du big data, deux types d'agents de calcul semblent prédominer :

- les agents connexionnistes qui connaissent un important succès auprès des grands acteurs du web et qui tendent aujourd'hui à recouvrir les formes modulaires des agents statistiques (*cf.* le cas des réseaux convolutifs) voire, dans une certaine mesure, des agents intégrés (*cf.* le cas d'*AlphaGo*) ;
- les agents statistiques⁸⁵ qui, comme nous le verrons dans le prochain chapitre, recouvrent quant à eux un ensemble de technologies d'apprentissage artificiel qui forment une sorte de *self-service* de produits *open sources* auxquels peuvent accéder la grande majorité des concepteurs d'agents de calcul.

Ainsi, pour les concepteurs et les implémenteurs convaincus que l'intelligence est seulement une affaire de matériel, les agents connexionnistes apparaissent comme particulièrement pertinents. Notons que ces concepteurs et ces implémenteurs sont souvent les grands acteurs du web et que c'est précisément parce qu'ils pensent que l'intelligence n'est que physique que certains d'entre eux prédisent que la machine surpassera bientôt l'humain. Pour les concepteurs et les implémenteurs qui, à la manière des cognitivistes classiques, conçoivent l'intelligence comme une histoire de logiciel (*i.e.*, de programme), ce sont les agents statistiques qui apparaissent cette fois-ci comme pertinents. Notons que ces derniers peuvent alors être considérés comme des descendances indirectes des agents cognitivistes. En effet, nous avons vu qu'ils composent la quatrième catégorie d'agents hybrides proposée par Quentin Reynaud (2014). Ils reposent en ce sens sur un modèle d'intelligence fodorien puisque, comme nous l'avons déjà dit, ils constituent un assemblage de modules spécialisés dans des types de traitements statistiques particuliers. Et nous savons que la théorie de la modularité de Jerry A. Fodor (1983) découle d'une philosophie de l'esprit cognitiviste. Il est néanmoins nécessaire de souligner que rien ne relie vraiment les agents statistiques au principe de symétrie entre intelligence du vivant et du non vivant qui est situé au cœur de l'intelligence artificielle (*cf.* chapitre 4). En ce sens, ils se distinguent des agents intégrés.

⁸⁵ Soulignons que les agents connexionnistes font partie des technologies d'apprentissage statistique. Nous les distinguons cependant des agents statistiques dans la mesure où ceux dits connexionnistes reposent sur un modèle d'intelligence artificielle général qui est particulièrement fort. Nous reviendrons sur ce point dans la suite du texte.

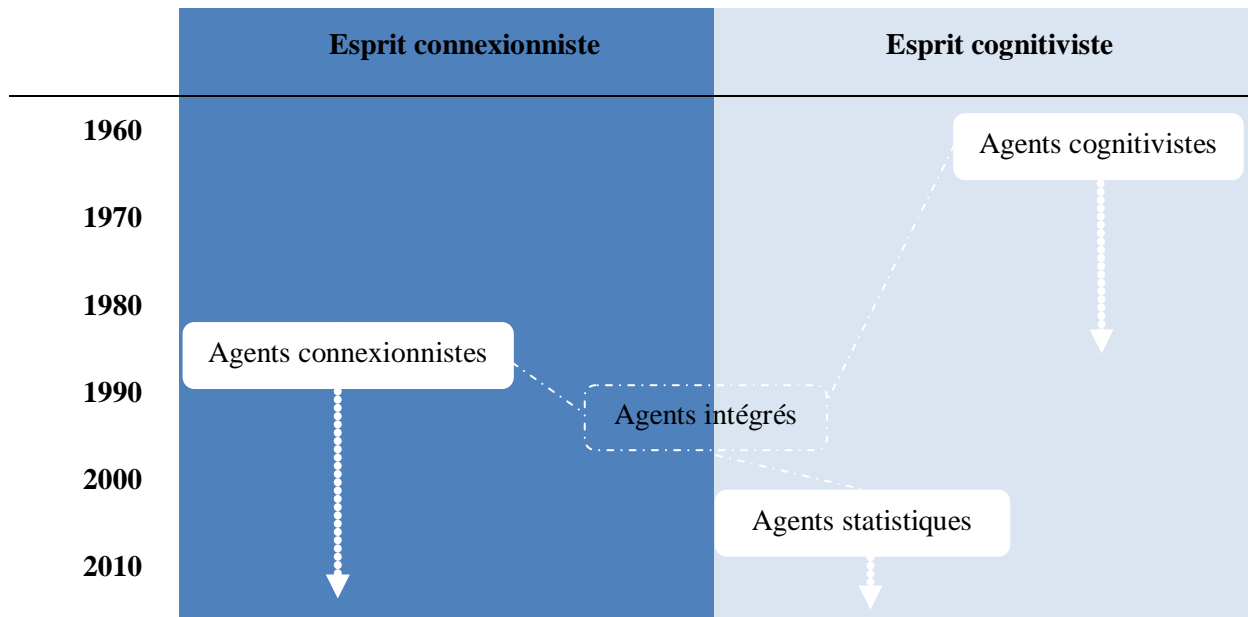


Figure 49. Évolution des agents de calcul

Le schéma exposé ci-dessus est bien entendu une façon très abstraite de représenter la réalité. D'un point de vue purement empirique, il est clair que les frontières entre ce que nous appelons les agents cognitivistes, connexionnistes, intégrés et statistiques ne sont pas toujours nettes comme nous l'avons vu, par exemple, avec le cas des réseaux convolutifs (LeCun *et al.* 1989 ; LeCun & Bengio, 1995) et celui d'*AlphaGo* (Silver *et al.* 2016). Il se pourrait d'ailleurs que, dans les grands instituts de recherche publics et privés, le *deep learning* tende progressivement à devenir une sorte de composition de modules connexionnistes hiérarchisés et croisés avec un certain nombre de technologies d'apprentissage statistique qui constituent des descendances plus ou moins directes de l'esprit cognitiviste.

Il n'en reste pas moins qu'aussi abstraites qu'elles soient, les catégories d'analyse que sont les notions d'agents cognitivistes, connexionnistes, intégrés et statistiques permettent de mieux comprendre la simultanéité de l'évolution des machines intelligentes et de la discipline qu'est l'intelligence artificielle. À l'instar de la sociologie (Lahire, 2012), l'intelligence artificielle a connu différents processus de division scientifique qui sont autant de mouvements de spécialisation. Cette discipline a d'abord été construite autour du modèle de l'ordinateur. Différents types d'agents cognitivistes ont ainsi été conçus et ont donné naissance à plusieurs variantes de ce modèle. Ces variantes sont autant de spécialisation de l'approche cognitiviste. Plus tard, l'intelligence artificielle a considéré le modèle du perceptron. C'est donc divers types d'agents connexionnistes qui, cette fois-ci, ont été

développés. Ils ont à leur tour représentés autant de variantes du modèle du perceptron. Puis, de façon analogue à leurs concurrents cognitivistes, ils ont permis la spécialisation de l'approche connexionniste. Jusqu'ici, l'intelligence artificielle était donc structurée autour de deux grands modèles. Ces deux modèles ont ensuite été hybridés de manière à permettre la conception des agents intégrés qui ont constitué de nouvelles manières de spécialiser les approches cognitiviste et connexionniste. C'est ainsi que les chercheurs en intelligence artificielle ont été progressivement conduits à penser les agents de calcul comme des agents statistiques. Ils ont été amenés à considérer différents modèles mathématiques plus ou moins anciens. Aujourd'hui, les spécialistes de l'intelligence artificielle parlent alors de techniques d'apprentissage statistique ou de techniques d'apprentissage artificiel pour qualifier ces différents modèles. Comme nous le présenterons plus en détail dans le chapitre suivant, ces techniques peuvent être regroupées en cinq grandes classes : celles des modèles d'apprentissage par exploration, par optimisation, par approximation, par combinaison d'experts et par découverte (*cf.* figure 50 ; Cornuéjols & Miclet, 2010). Un peu à la manière des modèles de l'ordinateur et du perceptron, chaque modèle d'apprentissage de chacun des groupes que nous venons d'exposer est aujourd'hui associé à différentes conceptions. Et ces dernières peuvent être considérées comme des variantes du modèle en question, et donc, comme autant de façon de le spécialiser.

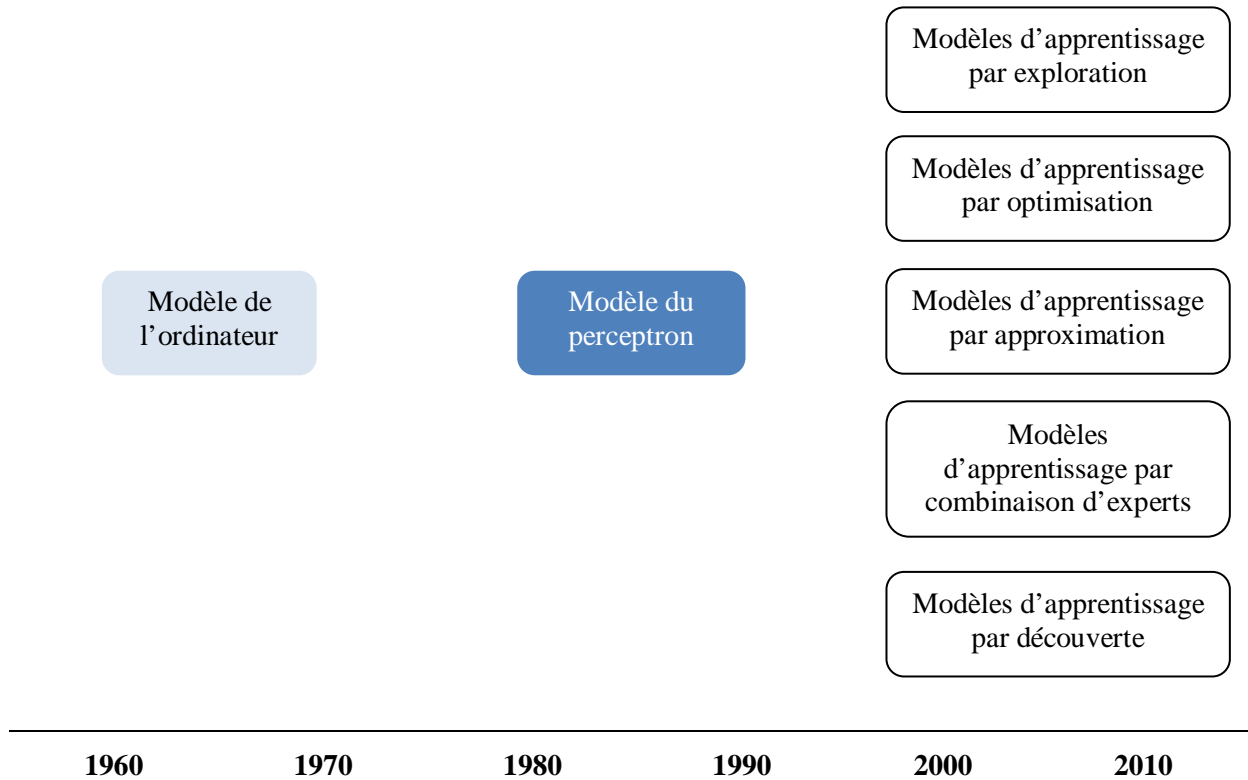


Figure 50. Évolution des modèles d'intelligence artificielle

Avec l'avènement de l'apprentissage artificiel (i.e., du *machine learning*) et de la quatrième génération de big data (cf. chapitre 2), les faiseurs d'algorithmes et leurs agents de calcul connaissent une forte croissance démographique. Toutefois, comme nous le verrons dans le chapitre 5 et contrairement au temps des agents cognitivistes et connexionnistes, les concepteurs d'agents de calcul ne sont plus toujours, à l'heure actuelle, des spécialistes de l'intelligence artificielle. Nous soutiendrons même l'idée que la démocratisation des techniques d'apprentissage artificiel et des pratiques de conception des agents de calcul tend à conduire les acteurs socioéconomiques qui les utilisent à ne voir dans les machines qu'un esprit purement statistique. Et cela même si, à travers le *deep learning*, l'esprit connexionniste connaît un renouveau chez les grands acteurs de l'internet⁸⁶.

⁸⁶ En effet, bien que les réseaux de neurones (même profonds) soient aujourd'hui généralement présentés par les spécialistes comme des modèles d'apprentissage par optimisation, voire par découverte (cf. chapitre 4), ils sont encore associés, au moins pour les grands acteurs du numérique qui les utilisent, à une représentation forte de l'intelligence du vivant. C'est par exemple le cas de *Grok* que nous avons exposé en amont et c'est en ce sens que, dans la figure 50, nous distinguons les agents connexionnistes des agents statistiques.

Conclusion

Performer des épistémologies globales

Les agents de calcul sont nés avec la cybernétique. Ils ont été conçus dans l'espoir d'aider les hommes à surmonter les difficultés qu'implique l'instauration d'un modèle de gouvernance non autoritaire. Ils devaient au départ leur apporter cette sorte de supplément d'âme leur permettant de se libérer de la cage de fer que constitue l'administration démocratique de l'économie libérale. En référence aux travaux issus des sociologies critiques de la modernité (Adorno & Horkheimer, [1947] 1974 ; Élias, [1939] 1973 ; Marcuse, [1964] 1968 ; Weber, [1919] 1959), les agents de calcul peuvent ainsi être considérés comme des machines du progrès. Soulignons toutefois que les spécialistes de l'intelligence artificielle ne sont pas complètement naïfs. Comme le montre le verbatim exposé ci-dessous, Seymour Papert, qui rappelons-le est un des spécialistes les plus reconnus de l'intelligence artificielle, a par exemple bien conscience que les agents de calcul peuvent servir le pire comme le meilleur. Il sait, de plus, que le progrès est une notion très relative.

« Seymour Papert : Il y a un point essentiel et c'est qu'il s'agit de problèmes politiques. Ça n'a pas de sens de dire quel est l'effet de l'informatique ? Quel est l'effet des ordinateurs ? Ça peut aller dans des directions opposées.

Jean-Jacques Servan-Schreiber : C'est un progrès.

Seymour Papert : Et qu'est-ce que c'est que le progrès ? Ça dépend des valeurs ; de l'idéologie » (cité in Guirardoni, 1981).

Il n'en reste pas moins que, pour les premiers cybernéticiens, les agents de calcul doivent servir la liberté. Nous avons vu que sont en ce sens progressivement élaborés deux types d'agents de calcul. Les agents cognitivistes qui sont conçus sur le modèle de l'ordinateur et qui visent à encapsuler l'intelligence de l'expert, et les agents connexionnistes qui sont élaborés sur le modèle du perceptron et qui ont pour fonction de représenter l'intelligence de l'enfant. Il est alors important de souligner une dernière fois que, du point de vue des spécialistes de l'intelligence artificielle, les agents cognitivistes et, dans une moindre mesure, les agents connexionnistes⁸⁷ ne sont pas des imitations de l'intelligence du vivant. Ils n'en

⁸⁷ Nous précisons dans une moindre mesure car, comme nous l'avons souligné en amont, pour certains partisans du connexionnisme, les agents connexionnistes sont considérés comme de véritables imitations de l'intelligence du vivant. Mais ces quelques prophètes ne peuvent pas, non plus, être considérés comme une majorité. Rappelons par exemple que pour Warren McCulloch et Walter Pitts (1943), qui font pourtant partie des premiers à faire exister les neurones artificiels, ces derniers ne permettent pas de modéliser correctement le

sont pas des contrefaçons puisqu'ils n'ont en fait jamais eu pour finalité de la reproduire au sens strict du terme.

« J'aimerais reprendre cet exemple que vous avez déjà utilisé de l'avion et de l'oiseau. On pourrait même reprendre cette jolie phrase de Valérie qu'il faut être léger comme un oiseau et non pas comme une plume. Je pense que c'était profond cette remarque-là. En quoi l'avion est l'oiseau ? Est-ce que l'avion est une imitation de l'oiseau ? On peut dire oui et on peut dire non. Évidemment, l'avion ne ressemble pas à un oiseau. Mais au fond, les principes qui permettent à l'oiseau de voler et les principes qui permettent la construction d'un avion sont les mêmes principes physiques. C'est, par exemple, cette loi de la portance que si on fait déplacer certaines formes comme ça, bombées, dans l'air, ça crée une force dans cette direction-là. C'est ça qui soulève l'avion et c'est la même chose qui permet à l'oiseau de voler. Et ce qui s'est produit dans l'histoire du dernier siècle, c'est que les études qui regardaient l'oiseau, les études qui se dirigeaient vers la production d'un avion, les travaux de laboratoire et les travaux de mathématiques, tout ça avait le même but de créer une science de l'aérodynamique. C'est la même chose dans l'intelligence artificielle. On ne fait pas une machine qui imite l'enfant. On essaie de comprendre l'enfant, le peintre, le joueur aux échecs et la machine dans la même façon de voir ; le même principe » (Seymour Papert ; cité in Folgoas, 1976).

Le verbatim qui précède montre bien que le principe de symétrie qui est au fondement de l'intelligence artificielle est d'abord un principe de méthode. L'extrait de débat que nous présentons ci-dessous vient compléter ce verbatim dans la mesure où il permet de mettre en avant comment certains concepteurs d'agents de calcul ont, contrairement à ce que certains sociologues peuvent penser, clairement conscience de participer à produire l'intelligence. En 1976, Seymour Papert sait bien que c'est à partir de ce principe de symétrie que ses collègues et lui essaient de fabriquer une « nouvelle théorie de la connaissance ». Il sait qu'ils participent de ce fait à faire exister l'intelligence sur un plan sociohistorique.

« C'est la même chose pour la vue. Pour faire une machine qui peut voir, il faut mieux comprendre la vision ; les principes de la vue. Donc, si on entrerait dans notre laboratoire, on verrait qu'une petite partie du travail de chaque individu est consacré à un travail directement avec la machine. La plus grande partie, c'est dans l'analyse de qu'est-ce que c'est que la connaissance ? Quelles sont les connaissances que possède un enfant de cinq ans ou dix ans ? Qu'est-ce qu'il faut savoir pour parler ? Pour voir ou pour interpréter le monde ? Donc, ça devient une espèce de nouvelle encyclopédie. Un nouvel encyclopédisme, on peut dire. Une nouvelle épistémologie ; une nouvelle théorie de la connaissance qu'on essaie de fabriquer. Et c'est plutôt dans ce sens que se définit cette science de l'intelligence artificielle. Le nom d'intelligence artificielle devient peut-être un peu périmé. Mais je l'aime pour une autre raison. Une raison... Je veux dire... Quand on a compris le mot artificiel par rapport à une machine : on veut faire une machine qui

serait un cerveau artificiel... Je pense que de plus en plus, on voit une autre justification du mot artificiel. Artificiel veut dire fabriquer. Construit. Et la façon de voir l'intelligence qui se dessine chez nous, c'est de plus en plus une chose qui serait construite par l'humain. Une chose qui est construite dans l'histoire. C'est l'intelligence qui est vue comme une chose artificielle dans le sens où c'est une chose construite [...].

« René Barjavel : Ce qui m'intéresse beaucoup, c'est que pour enseigner la machine, vous êtes en train de développer l'intelligence de l'homme. Pour développer l'intelligence de la machine, vous êtes en train de reconsidérer l'intelligence de l'homme et de lui faire faire, si j'ose dire, de la culture physique.

Seymour Papert : Absolument ! » (cité in Folgoas, 1976).

Comme René Barjavel le souligne à juste titre, tout l'intérêt du principe de symétrie, c'est qu'il permet aux hommes de mener une réflexion générale sur la définition de l'intelligence. Il leur permet de la « reconsidérer », de questionner sa pertinence. Et, pour Seymour Papert, cette mise en question est d'autant plus importante qu'il sait que le développement des agents de calcul recouvre des enjeux politiques et culturels extrêmement importants. Nous pouvons ainsi nous demander si le principe de symétrie qui est au cœur de l'intelligence artificielle n'est qu'un simple principe de méthode scientifique. N'a-t-il pas quelques vertus politiques ? Nous pensons que si, car il est un moyen de favoriser une mise en discussion collective de ce que sont l'intelligence de l'homme et celle de la machine, puis de la manière dont elles peuvent faire société. Le nombre d'œuvres de science-fiction traitant de l'intelligence artificielle et écrites entre les années cinquante et les années quatre-vingt-dix en est une bonne illustration. Pour Seymour Papert, ce point apparaît d'ailleurs primordial. Selon lui, l'idée d'une machine intelligente n'est, dans le fond, qu'une hypothèse. En cherchant à la mettre à l'épreuve, il s'agit de mieux considérer la dimension culturelle de l'intelligence ; il s'agit, pour les humains, de réfléchir sur eux-mêmes. Aux yeux de Seymour Papert, « c'est ça l'important ».

« Je voudrais dire qu'on s'est retrouvé dans cette question politique à partir de cette question très profonde : qu'est-ce que c'est que l'intelligence ? [...] On vient de voir un exemple de ce que je veux dire dans cette discussion-là. On a vu un film. On a demandé si une machine intelligente peut exister. Ça a posé la question : qu'est-ce que c'est que l'intelligence ? Il faut redéfinir l'intelligence. Précisément, je pense que la présence de l'ordinateur commence déjà à précipiter une réflexion plus profonde et plus répandue sur la nature de l'intelligence. C'est ça que je veux dire par la présence culturelle de l'intelligence de l'ordinateur. Il nous incite à réfléchir sur nous-mêmes. C'est ça l'important » (Seymour Papert ; cité in Guirardoni, 1981).

L'intérêt de ce chapitre est de pointer comment, au temps des esprits cognitiviste, connexionniste et intégré, les agents de calcul ont pour vocation de performer des représentations particulières de l'intelligence. Ces représentations peuvent être considérées comme des épistémologies globales qui sont composées d'une dimension culturelle. Et l'intelligence artificielle, en tant que figure du concepteur, a conscience de cette dimension. Comme nous avons cherché à le montrer, l'implémentation des agents cognitivistes, connexionnistes et intégrés au sein de la sphère socioéconomique s'accompagne d'une réflexion d'ordre fondamental sur ce qu'est l'intelligence des machines, celle des hommes et sur la manière dont les deux peuvent composer. C'est en ce sens que nous pouvons affirmer que les agents cognitivistes, connexionnistes et intégrés performant des épistémologies globales sur ce qu'est l'intelligence. Nous avons alors vu que ces épistémologies renvoient à des formes de pertinence spécifiques du point de vue de la figure de l'implémenteur que constitue le complexe militaro-industriel.

L'avènement des agents statistiques, qui sont en fait des agents apprenants et qu'affectionnent particulièrement les promoteurs du big data, marque alors un changement important puisque la conception de ces agents tend à recouvrir des modélisations de l'apprentissage qui ne font plus aucune référence à l'intelligence du vivant. Autrement dit, avec les agents statistiques, le principe de symétrie n'est plus de rigueur. Ces agents de calcul ne renvoient plus vraiment à des réflexions portant sur la manière dont il est possible de définir et de modéliser l'intelligence du vivant. Elle recouvre surtout des activités de recherche portant sur la façon dont il est possible de formaliser mathématiquement la recherche de la « bonne hypothèse » dans un « espace donné ».

« Parallèlement à l'intrusion des mathématiques continues [qu'a notamment permis la découverte des opérateurs de traduction entre cognitivisme et connexionnisme], d'autres mathématiciens se sont engouffrés [...] dans la brèche ouverte par la notion d'espace des versions due à Mitchell [...] et qui en gros permet d'envisager l'apprentissage comme la recherche, dans un espace d'hypothèses défini *a priori*, d'une hypothèse cohérente avec les données [cf. chapitre 4 ; section VI.1.1]. D'un seul coup l'apprentissage était vu non plus comme la recherche d'algorithmes simulant une tâche d'apprentissage, mais comme un processus d'élimination d'hypothèses ne satisfaisant pas, ou mal, un critère d'optimisation. Il s'agissait alors dans ce cadre de chercher comment un échantillon de données tiré aléatoirement pouvait permettre d'identifier une bonne hypothèse dans un espace donné. C'était extrêmement déroutant » (Cornuéjols & Miclet, 2010, p. 33).

Les agents statistiques, que nous appellerons systématiquement par la suite des agents apprenants, ne viseraient donc plus tellement à « simuler une tâche d'apprentissage » dans le

sens où ils ne consisteraient plus à représenter l'intelligence du vivant. Par là même, ils ne viseraient plus à performer des épistémologies globales sur ce qu'est l'intelligence. Aussi, afin de mieux comprendre comment l'avènement de ces agents recouvre de nouveaux régimes de performativité, nous proposons par la suite d'examiner :

- les différentes techniques qui permettent aux agents de calcul de réaliser leurs tâches d'apprentissage de façon à dégager les différentes représentations qu'elles véhiculent (*cf.* chapitre 4) ;
- la manière dont les concepteurs mobilisent ces différentes techniques pour fabriquer des agents apprenants qui apparaissent pertinents aux yeux de l'implémenteur (*cf.* chapitre 5).

Chapitre 4. L'apprentissage des agents de calcul

Introduction

La révolution des agents apprenants ?

Contrairement à ce que peuvent parfois laisser penser les offreurs de solutions big data, les technologies d'apprentissage artificiel ou, si l'on préfère, de *machine learning* ne sont pas, en elles-mêmes, complètement nouvelles. Nous avons vu dans le chapitre précédent que les agents cognitivistes ont, dès la fin des années soixante-dix, commencé à être dotés de capacité d'apprentissage. Rappelons-nous, *EURISKO* est déjà, en 1983, conçu à partir d'une technique d'apprentissage par évolution simulée que nous détaillerons un peu plus tard. De même, les premiers perceptrons, qui sont à l'origine de ce que l'on appelle aujourd'hui le *deep learning*, sont aussi vieux que l'ordinateur. Le *Mark I Perceptron* de Frank Rosenblatt date par exemple de 1958. Ceci montre bien que les agents de calcul qui sont en charge d'organiser la vie des données massives ne sont pas tout à fait nouveaux. Le mouvement big data que nous connaissons aujourd'hui permet par contre de les redécouvrir. Il est, au moins pour partie, une dynamique de recyclage : c'est une évolution qui consiste principalement à faire du nouveau avec de l'ancien, à remettre au goût du jour des choses plus ou moins vieilles.

Ce n'est pas pour autant que le mouvement big data ne renvoie pas à une certaine rupture. Seulement, cette rupture n'est pas vraiment technologique. Le mouvement big data constitue l'instauration d'un système d'information qui est la résultante, non pas d'une révolution, mais d'une évolution sociotechnique (*cf.* chapitre 2). De même, les agents de calcul qui doivent organiser la vie des big data ne sont pas des innovations réellement radicales (*cf.* chapitre 3). C'est pourquoi nous avons précédemment souligné que, si rupture il y a, celle-ci se joue

plutôt à un niveau démographique. Le mouvement big data institue progressivement une dynamique de démocratisation des agents de calcul qui est sans précédent : ces derniers sont aujourd'hui en train de se multiplier d'une façon qui n'a jamais existé auparavant. Ils participent ainsi à l'instauration d'un processus de documentation qu'une bonne partie des acteurs socioéconomiques ont encore beaucoup de mal à s'approprier. Et c'est en ce sens que l'intégration massive des agents de calcul au sein des organisations prépare peut-être une certaine révolution.

Il est intéressant de noter que cette forte croissance démographique qui caractérise, à l'heure actuelle, la population des agents de calcul est concomitante du développement des agents statistiques. Elle est par conséquent associée à un changement de régime de performativité important puisque les agents apprenants ne visent plus vraiment à performer des épistémologies globales sur ce qu'est l'intelligence. Si le mouvement big data est une façon de redécouvrir les agents de calcul, cette redécouverte se fait sans réellement faire intervenir l'intelligence artificielle au sens traditionnel du terme, c'est-à-dire ce que Seymour Papert appelle ce nouvel encyclopédisme qui vise à penser l'intelligence du vivant et du non vivant de manière symétrique et de façon à favoriser sa redéfinition collective (Folgoas, 1976). L'esprit des agents apprenants est d'abord statistique. Malgré qu'il fasse parfois référence aux esprits cognitiviste et connexionniste, il est d'abord mathématique dans la mesure où il n'est plus vraiment sous-tendu par le principe de symétrie qui est à l'origine de l'intelligence artificielle.

Ainsi, afin de mieux comprendre comment les agents apprenants renvoient à de nouveaux régimes de performativité, nous souhaitons dans ce chapitre traiter le questionnement suivant : que sont les agents apprenants ? Comment peuvent-ils réaliser des apprentissages ? Et quelles sont les représentations que véhiculent leurs conceptions sur un plan formel ? Pour répondre à ce problème, nous nous attacherons à tester l'hypothèse selon laquelle, contrairement à ce que mettent en avant Antoinette Rouvroy et Thomas Berns (2013), les agents apprenants ne sont pas des technologies de production de connaissance qui permettent d'accéder au réel de manière immanente. Bien entendu, avec les agents apprenants, il ne s'agit plus, pour les hommes, de déduire théoriquement des hypothèses préalables sur la structuration de tel ou tel jeu de données. Comme nous le montrerons par la suite, tout l'avantage de ces agents est qu'ils sont capables de prendre en charge ce travail inférentiel, non plus de manière déductive, mais inductive. Il nous semble toutefois erroné d'affirmer que ces agents ne sont constitués d'aucune forme de normativité ; ou plutôt, qu'ils participent à l'avènement d'une nouvelle

forme d'a-normativité. Nous proposerons en ce sens de soutenir l'idée selon laquelle les agents apprenants n'accèdent pas réellement à cette sorte de normativité immanente dont parlent Antoinette Rouvroy et Thomas Berns. Cela ne veut pas dire qu'ils ne véhiculent pas des formes de normativité différentes de celles qui sont associées au raisonnement hypothético-déductif qui caractérise traditionnellement la production des connaissances scientifiques. Seulement, si les agents apprenants n'ont techniquement aucun *a priori* sur les données, ils encapsulent par contre de nombreuses hypothèses humaines sur la manière dont il est possible de les observer et d'en tirer des connaissances.

Nous commencerons ainsi par présenter les matériaux sur lesquels nous nous appuyons pour soutenir cette hypothèse. Nous verrons que pour bien comprendre le fonctionnement formel d'un agent apprenant, il est nécessaire de pouvoir saisir ce qu'il observe et de pouvoir rendre compte de la manière dont il peut inférer des connaissances de ces observations. Nous soulignerons qu'aujourd'hui, ce sont les big data qui constituent les observables des agents apprenants. Nous proposerons de comprendre ces big data comme un ensemble de cinq types de données qui peuvent être regroupées autour de trois grandes catégories : celle des données sociodémographiques, celle des données psychologiques (i.e., comportementales et représentationnelles) et celle des données environnementales (i.e., situationnelles et contextuelles). Nous soutiendrons que ces données massives permettent aux agents apprenants d'adopter une posture que nous qualifierons, en référence aux travaux de Jean-Michel Berthelot (1990), de pluralisme prédictif. Nous montrerons ensuite que, pour pouvoir réaliser ce pluralisme prédictif, les agents apprenants doivent faire l'objet d'un paramétrage. En effet, d'un point de vue purement formel, un agent de calcul ne peut pas produire de connaissance sans scénario d'apprentissage. Nous verrons que si ce scénario recouvre des enjeux cognitifs dans la mesure où il renvoie à divers hypothèses sur la manière dont il est possible de produire des connaissances, il est également sous-tendu par des enjeux politiques. Sans stratégie collective ou, si l'on préfère, sans objectif humain à atteindre, un agent de calcul ne peut bien souvent réaliser un quelconque apprentissage. Nous mettrons alors en avant qu'afin de permettre à leur agent d'atteindre les objectifs de l'implémenteur, les concepteurs disposent aujourd'hui de cinq grandes familles d'apprentissage statistique : celles des techniques d'apprentissage par exploration, par optimisation, par approximation, par combinaison d'experts et par découverte. Nous montrerons que chaque famille renvoie à différentes techniques d'apprentissage artificiel qui sont sous-tendues par des hypothèses spécifiques sur la manière dont il est possible de résoudre un problème d'apprentissage. Ceci

nous permettra de souligner que ces différentes hypothèses ne font, pour la plupart, aucune référence à l'intelligence du vivant. Ce faisant, nous pointerons que si les agents apprenants, en articulant la statistique et l'informatique, autorisent une certaine distanciation vis-à-vis des épistémologies globales qui ont jusqu'ici permis à la société de penser le social (Cardon, 2015b ; Desrosières, 2010 ; Parasié & Dagiral, 2016), ils permettent également de se départir des connaissances fondamentales qui ont jusque-là permis aux hommes de penser l'intelligence (*cf.* chapitre 3). Nous verrons que les agents apprenants ne sont pas pour autant débarrassés de toutes formes de normativité. Cependant, nous montrerons que ces dernières se jouent à des niveaux plus localisés. Nous soulignerons en ce sens que les technologies d'apprentissage artificiel tendent aujourd'hui à devenir une sorte de *self-service* de produits *open source* dont la production et la distribution sont principalement animées par des enjeux opérationnels.

I. Décrire l'apprentissage des agents de calcul

Des données à leur traitement

Un agent apprenant est un agent de calcul capable de développer des connaissances ou, si l'on préfère, des règles d'inférences lui permettant de réaliser des prévisions. Un peu à la manière de l'esprit producteur du futur chez Daniel C. Dennett (1993 ; 1996), ces agents sont des machines à anticiper. Autrement dit, ils peuvent être saisis comme des systèmes de traitement d'informations traduisant des données d'observations en des données de prédictions. C'est d'ailleurs en ce sens que nous avons mobilisé la notion de machine à produire des futurs pour les désigner. Afin de rendre compte de leur fonctionnement, nous avons recueilli des informations qui renseignent :

- la manière dont sont produites les big data permettant l'apprentissage des agents de calcul ainsi que les diverses formes que ces dernières peuvent prendre ;
- la manière dont les agents de calcul traitent ces données pour apprendre à anticiper le futur.

En somme, l'objectif du recueil des données mobilisées dans ce chapitre est de pouvoir comprendre et rendre compte de la façon dont les agents apprenants perçoivent leur environnement et de la manière dont ils en infèrent différents avènements. Nous chercherons ainsi

à mieux saisir comment ces derniers recouvrent de nouveaux régimes de performativité et de nouvelles formes de normativité.

I.1. Les données d'apprentissage

Comment observent les agents apprenants

Afin de dégager les classes de données aujourd'hui utilisées pour permettre l'apprentissage des agents de calcul et les techniques développées pour réaliser leur recueil, nous nous sommes appuyé sur des matériaux produits à partir de deux types de terrains.

Le premier est celui des deux congrès que sont le *salon Big Data* et le *salon E-Marketing et Stratégie Client* que nous avons présentés dans le chapitre 2. Comme nous l'avons déjà dit, lors de ces deux salons, nous avons filmé ou enregistré différentes présentations et nous avons récupéré un ensemble de documents renseignant sur les techniques de recueil des big data et les formes que ces dernières peuvent prendre.

Le deuxième est celui des observations et entretiens que nous avons réalisés durant les 5 projets de partenariats que nous avons conduit auprès de 5 *start-up* développant des applications marchandes des technologies big data. Rappelons cette fois-ci que sur ces 5 projets, 2 ont donné lieu à des collaborations formelles de 18 mois. Ces différents terrains nous ont ainsi permis d'identifier de façon plus détaillée la manière dont les données d'apprentissage peuvent être produites et recueillies.

Ces deux types de matériaux ont alors l'avantage d'être complémentaires. Nous avons vu que, lors de leurs éditions 2014 (i.e., l'année de nos visites), le *salon Big Data* regroupe un peu plus de 80 exposants, le *salon E-Marketing et Stratégie Client* un peu plus de 350 (cf. chapitre 2). Par conséquent, ces deux salons nous ont permis de mieux considérer la diversité des techniques de recueil des big data et l'hétérogénéité qu'elles recouvrent. Les observations et entretiens réalisés durant les 5 projets de partenariat évoqués précédemment nous ont quant à eux permis de mieux comprendre comment peut être réalisé le recueil des big data et de repérer plus concrètement ce que sont ces fameuses données.

I.2. Les techniques de traitement

Comment raisonnent les agents apprenants

Les deux types de terrains présentés plus haut nous ont également permis de recueillir des informations sur la manière dont les agents apprenants infèrent des connaissances à partir des big data. Cependant, au départ de nos investigations, nous connaissions assez mal l'intelligence et l'apprentissage artificiels. Ces différentes informations ne nous permettaient pas, à ce moment, de décrire et de comprendre concrètement les types d'inférences réalisés par les agents apprenants. Or, comme nous l'avons soutenu dans les chapitres 1 et 3, saisir la performativité des agents de calcul implique de comprendre leur fonctionnement. En référence aux travaux de Dan Sperber (1996), ce fonctionnement peut être considéré comme une sorte de représentation publique qui exprime un assemblage de représentations mentales et d'autres représentations publiques. Chercher à examiner les régimes de performativité des agents apprenants nécessite par conséquent de commencer par décrire leur être matériel. C'est pourquoi, afin de pouvoir comprendre concrètement les techniques qui permettent à ces agents d'apprendre des big data, nous avons mobilisé différents documents selon une logique d'accumulation qui peut être présentée comme suit.

Nous avons commencé par réaliser plusieurs lectures avec prises de notes de la deuxième édition de l'ouvrage *Apprentissage artificiel : concepts et algorithmes* qu'ont écrit Antoine Cornuéjols et Laurent Miclet en 2010. Antoine Cornuéjols et Laurent Miclet font partie des enseignants-chercheurs francophones les plus reconnus dans le domaine de l'apprentissage artificiel. Antoine Cornuéjols est professeur à *AgroParisTech* et est spécialisé dans l'apprentissage en ligne et dans l'apprentissage à partir de flux de données. Il s'intéresse aux applications de l'apprentissage artificiel dans le domaine de la bioinformatique et dans celui des sciences du vivant. Laurent Miclet est quant à lui professeur à l'*École Nationale Supérieure des Sciences Appliquées et de Technologie (ENSSAT)* de Lannion et de l'Université de Rennes I. Il est spécialisé dans l'apprentissage de reconnaissance de formes et s'intéresse aux applications de l'apprentissage artificiel dans le domaine du dialogue homme-machine.

Aussi, si nous avons choisi de focaliser notre attention sur cet ouvrage, c'est parce qu'il est une des plus importantes références francophones pour les étudiants de master et les doctorants qui s'intéressent au *machine learning*. Avec un peu plus de 800 pages, ce livre est

un des manuscrits à la fois les plus récents et les plus complets dans le domaine de l'apprentissage artificiel. En outre, il a le grand avantage, dans notre cas, d'être un ouvrage destiné aux étudiants, mais aussi aux décideurs et aux ingénieurs. *Apprentissage artificiel : concepts et algorithmes* est écrit selon une visée opérationnelle qui est donc, pour nous, particulièrement intéressante dans la mesure où nous nous intéressons au développement des agents de calcul dans le monde socioéconomique.

Nous souhaitons néanmoins ajouter que, ce livre étant difficile à lire et à comprendre pour un non spécialiste, nous avons été amené à faire plusieurs analyses de l'ensemble des notes que nous avons produites. Ces analyses nous ont alors conduit à mobiliser un corpus de documents de littérature grise. Ce corpus nous a permis d'approfondir ces différentes analyses, et donc, de mieux nous les approprier. Le tableau 9 présente ces documents.

Tableau 9. Matériaux recueillis pour décrire le fonctionnement des agents apprenants

Type de technique de traitement	Matériaux de référence
Apprentissage par exploration	(Higuera, 2005), (Holland, 1975), (Koza & Andre, 1999), (Mitchell, 1997), (Pitt, 1989), (Plotkin, 1971), (Quinlan, 1990)
Apprentissage par optimisation	(Breiman, Friedman, Olshen & Stone, 1984), (Duda, Hart & Stork, 2001), (Fisher, 1932), (Jelinek, 1976), (Naïm, Willemin, Leray, Pourret & Becker, 2007), (Pearl, 1988), (Rabiner, 1989)
Apprentissage par approximation	(Aizerman, Braverman & Rozonoer, 1964), (Minsky, 1961), (Shawe-Taylor & Cristianini, 2004), (Sutton & Barto, 1998)
Apprentissage par combinaison d'experts	(Hansen & Salamon, 1990), (Schapire, 1990)
Apprentissage par découverte	(Bock & Diday, 2000), (Cios, Pedrycz, Swiniarski & Kurgan, 2007), (Jain & Dubes, 1988), (Piatetsky-Shapiro, 1991)

Transition. Le travail inférentiel des agents apprenants

Une description formelle

Les matériaux que nous venons de présenter renseignent deux aspects fondamentaux du fonctionnement matériel des agents apprenants. Le premier est celui de l'observation ; le second est celui de l'inférence. Autrement dit, nous les avons recueillis pour rendre compte de ce que peuvent observer les agents apprenants et des types d'inférences qu'ils peuvent réaliser à partir de ces observations.

L'objectif de ce chapitre est donc un peu particulier puisqu'il s'agit d'effectuer une description matérielle et formelle des agents apprenants. Nous souhaitons toutefois souligner que cette description n'est pas qualifiée de formelle dans le sens où elle consisterait à réifier leur fonctionnement. Nous la considérons comme formelle dans la mesure où elle vise à rendre compte, sur un plan pragmatique, de la façon dont ces agents véhiculent différentes représentations sur la manière dont il est possible d'automatiser les activités d'apprentissage dans un environnement big data. Nous souhaitons ainsi souligner que, malgré son originalité apparente dans le domaine des SHS, notre méthode est très proche de la sociologie compréhensive la plus classique puisque sa finalité n'est, ni plus ni moins, que de chercher à comprendre comment pensent et agissent les machines à produire des futurs. Par conséquent, le détour par la technique que nous proposons de réaliser ne constitue paradoxalement qu'une manière de se conformer aux règles les plus élémentaires de la sociologie.

II. Les données d'apprentissage et leur recueil massif

Trois grandes focales d'observations

Les données qui permettent aujourd'hui aux agents de calcul de réaliser leurs activités d'apprentissage sont généralement ce que les professionnels appellent les big data. Mais de quoi ces derniers entendent-ils parler, au juste, lorsqu'ils mobilisent la notion de big data ? Étienne Ollion et Julien Boelaert (2015) soulignent que, du point de vue des acteurs qui les utilisent, le terme big data sert à désigner des ensembles de données fortement diversifiés. Plus exactement, les auteurs dégagent cinq ensembles. Le premier est celui des données de l'internet qui regroupe les informations collectées via le web. Le deuxième est celui des

données produites par les organisations durant leur fonctionnement. Ces organisations peuvent être d'ordres différents. Il s'agit, par exemple, des administrations, des entreprises ou des associations. Le troisième recouvre ce que l'on appelle habituellement les *open data*, c'est-à-dire l'ensemble des données produites par les organisations et qui sont disponibles sur internet (Denis & Goëta, 2016). Le quatrième est celui des archives initialement non numériques, mais qui ont fait l'objet d'une conversion (i.e., les données dites non nativement numériques). Et le cinquième est celui des données issues de questionnaires ; plus particulièrement, celles recueillies par les questionnaires auto-administrés (i.e., les questionnaires dits en ligne).

Pour Étienne Ollion et Julien Boelaert (2015), ces cinq types de données composent *in fine* l'ensemble des données numériques. À l'instar de ces derniers, il est donc légitime de questionner la pertinence du terme big data. Cependant, ici, nous ne discuterons pas les problèmes de sémantique associés à cette notion nouvelle, non parce que nous estimons inintéressant ce type de réflexion, mais parce que nous souhaitons considérer avec sérieux le sens que les acteurs donnent aux big data. Après tout, comme nous l'avons vu dans le chapitre 2, ce sont eux qui font pour grande partie exister ce mouvement. En référence aux travaux d'Étienne Ollion et de Julien Boelaert, nous considérons donc que les big data sont l'ensemble des cinq types de données numériques exposés en amont.

Nous proposons néanmoins une autre manière de les représenter. Selon nous, il est en effet possible de typifier les données numériques en fonction des perspectives d'observations qu'elles offrent aux agents apprenants. Nous souhaitons plus précisément montrer que les big data peuvent être comprises comme un ensemble de trois grands types de données permettant aux agents de calcul de produire des futurs. Le premier est celui des données sociodémographiques. Ce sont à travers ces données que les agents de calcul peuvent apprendre à considérer le poids des statuts sociaux. Le second est celui des données psychologiques. Ces dernières permettent à ces mêmes agents d'observer le poids des représentations et des pratiques du point de vue des prédictions qu'ils doivent réaliser. Le troisième est celui des données environnementales. C'est à partir de ce type de données que les agents de calcul apprennent, cette fois-ci, à évaluer le poids des cadres sociotechniques.

Notons d'emblée que cette proposition de typologie est discutable. De plus, elle n'est pas exhaustive puisqu'elle renvoie à l'analyse d'un recueil de données spécifique qui considère essentiellement les usages que les professionnels du marché font des big data.

II.1. Les données sociodémographiques

Observer le poids des statuts sociaux

Les données sociodémographiques sont captées selon divers procédés sociotechniques plus ou moins sophistiqués. Par exemple, Sami Coll (2015) montre comment, par le biais des cartes de fidélité, différentes entreprises du secteur de la grande distribution recueillent de façon systématique l'état civil, le prénom, le nom, l'adresse, le numéro de téléphone ou la date de naissance de leurs clients. L'auteur souligne ensuite comment ces systèmes de fidélisation, pour fonctionner, nécessitent un important travail d'organisation. Ce travail se joue à un niveau humain, notamment par le biais de celui des agents de caisse. Mais il est également opéré à un niveau technique puisque ces dispositifs de fidélisation impliquent l'instauration d'un système d'information spécifique. Ce système d'information est généralement qualifié de *Customer Relationship Management (CRM)*. Il permet de centraliser l'ensemble des données que l'entreprise détient sur ses clients et qui sont recueillies à travers différents canaux de communication. Ajoutons que les cartes de fidélité qui intéressent Sami Coll ne sont qu'un dispositif de captation parmi d'autres. En référence aux travaux d'Emmanuel Kessous et d'Alexandre Mallard (2014), les professionnels du marché disposent actuellement de plusieurs techniques leur permettant de capter des informations sociodémographiques sur les consommateurs. Comme tout un chacun a pu en faire l'expérience, il est en effet aujourd'hui difficile de ne pas fournir aux producteurs de biens et de services ces types d'informations.

II.1.1. Des outils de gestion de la relation client...

Organiser la production des données sociodémographiques

Par exemple, une partie des activités des téléopérateurs consistent à obtenir ou à mettre à jour différentes données sociodémographiques en quelques minutes de communication et sans que les clients n'en aient véritablement conscience. De même, les vendeurs créent ou actualisent, de façon quasi-systématique, les fiches de leurs clients lors de la contractualisation d'une vente en magasin. En outre, comme le souligne Christian Licoppe (2001) dans le cas du e-commerce, la plupart des services disponibles sur internet impliquent que l'utilisateur s'enregistre lui-même dans la base de données de l'offreur. L'acceptation de ces

techniques d'auto-référencement conditionne d'ailleurs souvent l'accès au service proposé. Elles pourraient en ce sens être considérées comme autant de manières de mettre au travail le consommateur en lui déléguant une partie des activités de gestion de la relation client (Dujarier, 2008 ; Tiffon, 2016). Afin de favoriser l'acceptabilité de ces technologies, les professionnels du marché les présentent alors souvent sous la forme de jeux-concours comme l'expose la figure 51.

ATOL LES OPTICIENS **Grand Concours Photos !** **essilor**
 du 1^{er} octobre au 31 décembre 2009

Ville, Mer, Montagne ou Campagne...
 Partagez votre vision!

1 Week-End à Venise pour 2 personnes

Et de nombreux autres cadeaux...

Photos non contractuelles - Jeu gratuits sans obligation d'achat

Civilité* Mme Mlle M.
 Pseudo*
 Mot de passe*
 Nom*
 Prénom*
 Né(e) le* jj mm aaaa
 E-mail*
 Adresse*
 Code Postal*
 Ville*
 Comment avez vous connu notre jeu?* Sélectionner...
 Je porte des lunettes* Oui Non
 Je désire recevoir les newsletters ATOL* Oui Non
 Désirez vous recevoir par email des informations de Varilux, d'Essilor et de ses partenaires ?* Oui Non

Valider

Déjà inscrit ?
 Pseudo
 Mot de passe
 Mot de passe oublié ?

*Champs obligatoires

Figure 51. Exemple de jeux-concours permettant de recueillir des données sociodémographiques

D'après la figure présentée ci-dessus, nous pourrions penser que les données sociodémographiques recueillies par les acteurs socioéconomiques sont plutôt sommaires : état civil, pseudo, nom, prénom, date de naissance, courriel, adresse, code postal et ville. Cependant, certains jeux-concours peuvent être conçus de façon à recueillir des informations plus détaillées comme la profession ou l'état matrimonial⁸⁸. De plus, il ressort que, pour certains spécialistes, ces données sont porteuses d'un poids sociologique important : elles permettraient de développer des modèles de classification fortement discriminants. Par

⁸⁸ Ajoutons en ce sens que, comme nous avons pu le noter lors du *salon E-Marketing et Stratégie Client*, ces jeux concours forment aujourd'hui un important marché de dispositifs marchands.

exemple, pour David Bessis de la société *tinyclues*, les prénoms et les pseudos sont d'excellents prédicteurs des appétences des consommateurs⁸⁹. Et c'est d'ailleurs pourquoi il les utilise pour déterminer les préférences des clients de *PriceMinister*.

II.1.2. ... aux technologies d'enrichissement des bases de données

Des technologies pour ré-identifier les utilisateurs

Mais aussi et surtout, les données sociodémographiques sont les principales informations dont les professionnels ont besoin pour effectuer de la ré-identification étant donné qu'il existe aujourd'hui différentes entreprises qui, à l'instar d'*Octopeek*, ont élaboré des technologies autorisant ce que l'on appelle l'enrichissement de bases de données⁹⁰. Comme nous l'avons présenté dans le chapitre 2, celle qu'a par exemple conçu *Octopeek* peut permettre, à partir d'un simple courriel, de fouiller et de recueillir une partie des informations diffusées sur les réseaux sociaux comme *Facebook* et *Linked'in*. Ces informations peuvent alors renseigner les parcours professionnels ou étudiants des consommateurs. Dans le cas de *Facebook*, ces informations peuvent également indiquer leur état matrimonial, leurs croyances religieuses, leurs opinions politiques et leur situation familiale.

Du point de vue du concepteur et de l'implémenteur, les données sociodémographiques sont importantes dans la mesure où elles peuvent permettre aux agents apprenants d'évaluer le poids de variables qui sont traditionnellement considérées comme centrales pour les sciences sociales quantitatives. Rappelons par exemple que les travaux de Pierre Bourdieu sur la distinction (1979) reposent essentiellement sur l'utilisation, en tant que facteurs explicatifs, de variables comme les catégories socioprofessionnelles, le niveau d'étude et le genre. En d'autres termes, ces informations sociodémographiques offrent aux agents apprenants un point de vue macrosociologique leur permettant de déterminer si les catégories sociales traditionnelles sont oui ou non dotées d'une pertinence significative pour réaliser leurs prédictions. Souvent, les agents apprenants adoptent néanmoins une posture plus pluraliste que celle de Pierre Bourdieu puisqu'avec les big data, ils sont généralement conduits à tenir

⁸⁹ Nous ne disposons pas des calculs statistiques permettant d'expliquer cette forte corrélation que David Bessis a pu trouver entre les prénoms, les pseudos et les préférences. Nous ne savons donc pas sur quoi elle est fondée. Il est alors intéressant de noter que David Bessis n'est lui-même pas vraiment capable, ni de comprendre, ni d'expliquer cette étonnante corrélation. C'est d'ailleurs ici que se trouve une des particularités des régimes de production des connaissances à l'ère du big data. Nous reviendrons sur ce point dans le chapitre suivant.

⁹⁰ Notons que ces technologies sont souvent à la limite de l'illégalité.

compte d'autres facteurs, plus microsociologiques, pour effectuer leurs apprentissages. Ils ont de cette façon les moyens de mettre à l'épreuve des variables qui ont traditionnellement fait la spécificité des sciences sociales quantitatives en les comparant à celles, plus psychologiques, qui portent sur les pratiques et les représentations individuelles.

II.2. Les données psychologiques

Observer le poids des représentations et des pratiques

Pour permettre aux agents apprenants de considérer ces variables microsociologiques, les professionnels du marché recueillent différentes données que nous proposons de qualifier de psychologiques. Notons que ce sont souvent ces données que les acteurs socioéconomiques souhaitent désigner lorsqu'ils parlent de big data puisqu'elles sont produites en masse, de façon continue et non sollicitée, à chaque fois que tout un chacun mobilise les capteurs que composent les TIC (*cf.* chapitre 2). Autrement dit, ce sont les données psychologiques qui forment cette sorte de matière première que les promoteurs du big data considèrent aujourd'hui comme le nouvel or noir de l'économie du numérique. Ces données sont de deux ordres. Le premier est celui des données comportementales. Le second est celui des données représentationnelles.

II.2.1. Les données comportementales

Tracer ce que font les utilisateurs

Les données comportementales sont multiples. Elles dépendent du grain de l'enregistrement qui est réalisé ou, si l'on préfère, de la manière dont le concepteur et l'implémenteur souhaitent sonder les comportements des utilisateurs. Par exemple, certaines sociétés de marketing automatique comme *Data Behavior* ou *Data Cognitive* enregistrent les mouvements de souris des utilisateurs afin de déterminer des zones d'intérêts, ou encore, de déclencher des stratégies de communication. L'utilisation du clavier de l'ordinateur est également souvent sondée afin de repérer les besoins d'information des consommateurs à travers les mots-clés qu'ils tapent dans les moteurs de recherche. Leurs historiques de navigation sont également stockés par le biais de fichier *logs* de façon à pouvoir tracer leurs parcours d'information. Avec le développement actuel des technologies de géo-

positionnement par satellite (i.e., *Global Positioning System ; GPS*) et de radio-identification, les déplacements physiques des consommateurs⁹¹ et des biens sont de plus en plus souvent enregistrés sous la forme de coordonnées spatiales. Ces coordonnées permettent de localiser les emplacements des consommateurs ou des biens et de capter les dynamiques de leurs déplacements.

Cependant, les ordinateurs, les téléphones intelligents et les tablettes numériques ne sont pas les seuls capteurs qui existent aujourd'hui (cf. chapitre 2). Les données comportementales ne sont pas systématiquement de l'ordre de la navigation sur internet ou de celui du déplacement physique. Avec le développement de l'internet des objets, de nombreuses pratiques sont maintenant sondées. Les compteurs de gaz et d'électricité dits intelligents permettent par exemple d'enregistrer de manière détaillée la consommation domestique d'un ménage (Zélem, 2014). Les voitures actuelles sont généralement équipées de capteurs permettant de recueillir différents types de données concernant leur activité mécanique, voire, plus récemment, leur comportement routier. Ce dernier cas est celui de l'offre *You Drive* proposée par *Direct Assurance* et qui consiste à évaluer le comportement du chauffeur afin de lui proposer des tarifs variables en fonction de son style de conduite. Mais ces quelques exemples sont loin d'être exhaustifs. Les professionnels du marché disposent actuellement de nombreuses techniques leur permettant de recueillir des données comportementales.

II.2.2. Les données représentationnelles

Tracer ce que pensent les utilisateurs

Les données représentationnelles sont également diverses. Elles correspondent à l'ensemble des informations que les utilisateurs partagent sur internet et qui renseignent leurs opinions. Ces données sont produites de façon quotidienne à chaque fois qu'un internaute exprime, par exemple, un avis sur le site d'un e-commerçant, d'un blogueur, d'un des nombreux réseaux sociaux existant et une préférence par le biais d'un *like* ou d'une note accordée à un commentaire ou un produit. Encore une fois, ces exemples ne sont pas exhaustifs. Avec le web 2.0, les utilisateurs d'internet ont à leur disposition de nombreux outils leur permettant de faire partager leurs opinions⁹². Et ces opinions, une fois inscrites sur

⁹¹ De manière générale, ceci ne se fait pas sans leur consentement préalable (cf. le cas de l'*opt-in* dont nous avons parlé dans le chapitre 2).

⁹² Ces opinions sont d'ailleurs parfois manipulées par ce que Tomas Beauvisage et Kevin Mellet (2016)

le web, peuvent faire l'objet de l'analyse d'un agent apprenant. Ces données représentationnelles prennent alors souvent la forme de données textuelles et d'évaluations comme le présente la figure 52.

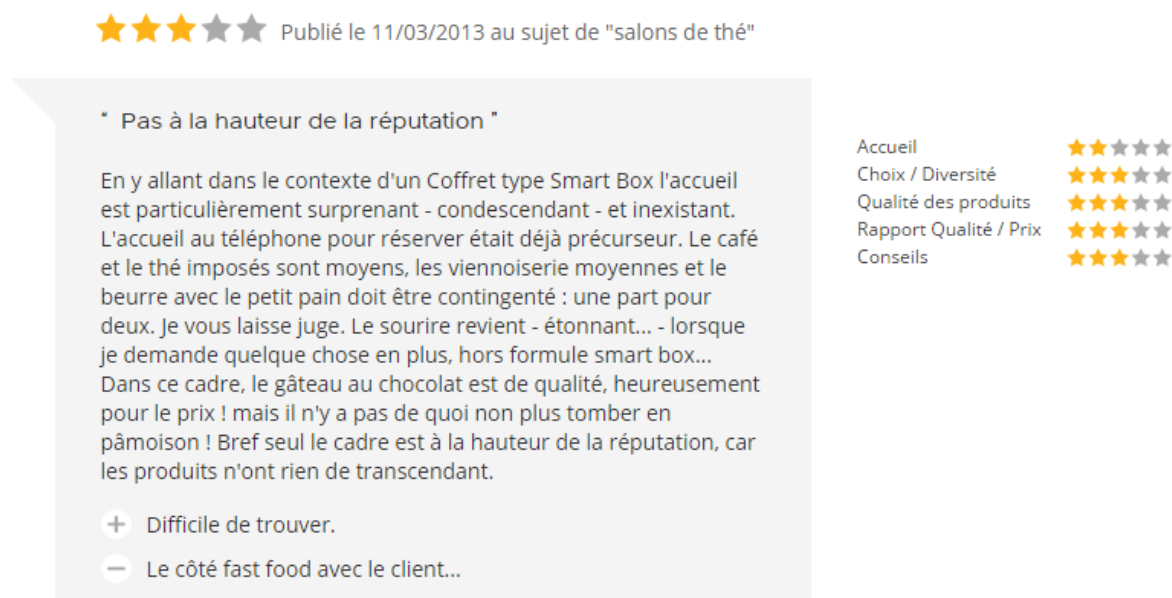


Figure 52. Exemple de données représentationnelles

Ces données représentationnelles sont souvent mobilisées pour faire de la fouille d'opinion et de l'analyse de sentiment (Boullier & Lohard, 2012). Dans le domaine du marketing, elles permettent généralement de déterminer les appétences des consommateurs vis-à-vis d'une marque, d'un bien ou d'un service. Par exemple, à partir de ce type de données représentationnelles, la technologie développée par *Octopeek* a permis à *Gaz de France* de sonder les appétences des consommateurs vis-à-vis du gaz de schiste et ainsi d'identifier ceux qui y sont réfractaires. En outre, les données représentationnelles font également l'objet d'un recueil plus classique réalisé par le biais des différents dispositifs de gestion de la relation client. Par exemple, les conseillers travaillant dans les centres d'appel ou dans les magasins peuvent recueillir ou corriger des données représentationnelles. Dans le cas de *Relais et Châteaux*, ces données peuvent également prendre la forme d'un historique de réclamations que les télé-conseillers mobilisent et complètent afin de mieux répondre aux attentes des clients.

nomment les faussaires de l'e-réputation.

En somme, les données comportementales et représentationnelles constituent ce qu'Emmanuel Kessous (2012) appelle des dépôts d'attention dans le sens où elles ont pour finalité de permettre aux agents de calcul d'identifier les formes (*cf.* les données comportementales) et les contenus (*cf.* les données représentationnelles) de l'attention que les consommateurs portent aux biens et aux services de l'entreprise. Ces données sont d'une importance considérable pour le concepteur et l'implémenteur. Constituant des variables microsociologiques qui se distinguent des informations sociodémographiques, elles doivent en effet permettre aux agents apprenants d'adopter une posture d'observation plutôt qualitative en les amenant à développer une certaine sensibilité à la dimension interactionnelle de l'activité humaine. Pour continuer dans le sens de la référence aux sciences sociales effectuée plus haut, ces données doivent permettre aux machines de prédire les actions et les préférences des consommateurs selon une perspective qui fait écho à l'écologie humaine de l'École de Chicago. À travers ces données comportementales et représentationnelles, les utilisateurs ne sont plus seulement observés par le biais de catégories macrosociologiques qui leurs sont extérieurs. Ils sont également examinés à travers les procédures qu'ils effectuent concrètement durant leurs usages quotidiens des TIC. Pour le dire autrement, les données psychologiques permettent aux agents apprenants de réaliser une sorte d'ethnographie quantitative (Calvignac, Canu & Cochoy, 2013 ; Filion, 2011) des comportements et des représentations des consommateurs qui rend possible l'apprentissage et la catégorisation de ce qu'Harold Garfinkel (1967) appelle les ethnométhodes. Ainsi, le grand avantage des données comportementales et représentationnelles est qu'elles ne sont pas *a priori* enclavées au sein de catégories sociologiques préétablies. D'autant plus qu'elles sont souvent croisées à d'autres données que nous proposons de qualifier d'environnementales.

II.3. Les données environnementales

Observer le poids des cadres sociotechniques

Les données environnementales sont l'ensemble des informations qui permettent de caractériser, aux niveaux micro et macro, les éléments qui composent les cadres à l'intérieur desquels les données psychologiques sont produites. Les données environnementales peuvent être d'ordres très différents et sont fonction de la granularité du recueil de données que souhaitent réaliser le concepteur et l'implémenteur. Ces données sont de deux types : les données situationnelles et les données contextuelles.

II.3.1. Les données situationnelles

Considérer les cadres à un niveau micro

Les données situationnelles correspondent à l'ensemble des informations qui permettent de définir les cadres socio-matériels au sein desquels le phénomène considéré est déployé. Ces données peuvent être de deux ordres.

Le premier est celui des informations permettant de caractériser le type de matériel mobilisé par l'utilisateur. Elles peuvent spécifier, par exemple, que le consommateur utilise un téléphone portable dont la taille de l'écran est de 320 pixels et qu'il réalise sa visite à l'aide du navigateur *Mozilla*.

Le deuxième compose l'ensemble des informations qui permettent de décrire l'environnement numérique à l'intérieur duquel l'utilisateur réalise son action. Dans le cas d'un clic souris effectué par un visiteur sur un site d'e-commerce, ces données peuvent préciser le type de page consultée, sa taille, sa composition, ou encore, sa mise en forme. Elles peuvent également permettre d'indiquer si la page consultée comporte ou non une stratégie de communication particulière (e.g., des recommandations de produits).

Ces deux types de données forment un ensemble d'informations représentant la dynamique de situations lors du déroulement du phénomène observé. Elles peuvent par conséquent être considérées comme une sorte d'historique de données situationnelles. Par exemple, elles peuvent permettre d'indiquer que l'utilisateur a placé tel produit dans son panier à l'aide d'un téléphone portable et qu'il a conclu la transaction avec un ordinateur après avoir été sujet à une stratégie de reciblage publicitaire.

II.3.2. Les données contextuelles

Considérer les cadres à un niveau macro

Les données contextuelles sont l'ensemble des données ouvertes (i.e., les *open data*) que les organismes privés et publics mettent à la disposition des acteurs socioéconomiques. Il s'agit, par exemple, des données diffusées librement par *Météo France*, l'*Institut Nationale de la Statistique et des Études Économiques (INSEE)* et la *Société Nationale des Chemins de Fer*

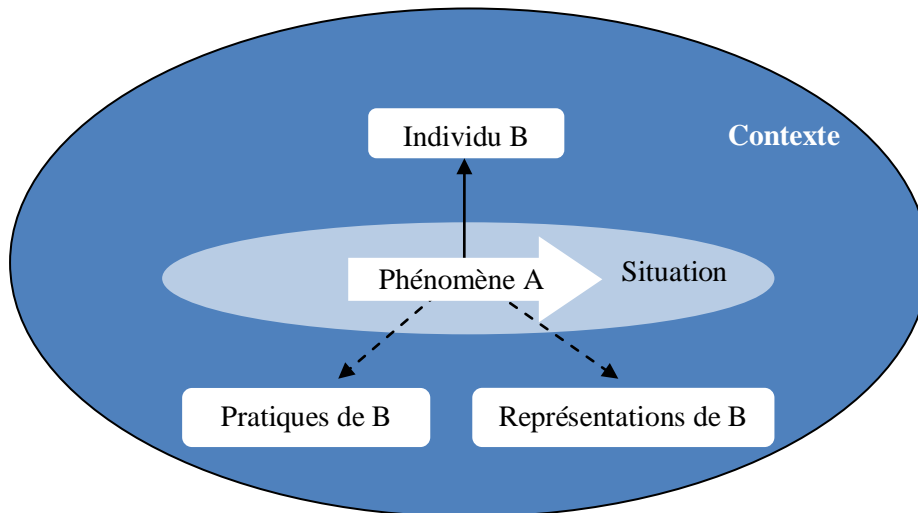
français (SNCF). Ces informations sont dites contextuelles dans le sens où elles permettent de replacer le phénomène et la situation observés au sein d'un environnement socio-matériel plus étendu. Elles dépendent entièrement des organismes qui les produisent et renseignent des caractéristiques sociotechniques souvent spécifiques à un domaine d'activité particulier.

À l'instar des données sociodémographiques et psychologiques, les données situationnelles et contextuelles sont fondamentales pour le concepteur et l'implémenteur. Dans le sens des travaux d'Erving Goffman (1974) et de ceux de Bruno Latour (1994), elles permettent aux agents apprenants de ne pas oublier que les phénomènes qu'ils observent sont produits à l'intérieur de cadres sociaux et techniques. En d'autres termes, ce sont ces données qui permettent aux machines d'évaluer comment les pratiques et les représentations des consommateurs sont produites au travers d'interactions socio-matérielles se déroulant au sein d'une situation et d'un contexte pouvant être déterminants.

Transition. Apprendre en croisant les données

Le pluralisme prédictif des agents apprenants

Comme les professionnels du marché se plaisent à le dire, les big data sont un ensemble hétérogène. Selon nous, cette diversité peut être comprise à travers cinq types de données. Rappelons toutefois que cette typologie a un caractère exploratoire. Cela veut dire qu'elle doit être discutée et complétée. Pour le moment, il est néanmoins possible de la représenter schématiquement de la manière suivante.



Légende :

- ▶ : est réalisé par
- - -▶ : est composé de

Type de données	Niveau d'observation	Exemple de données
Sociodémographiques (cf. Individu B)	Macro et centré sur l'individu	Genre, catégorie socioprofessionnelle, etc.
Comportementales (cf. Pratiques de B)	Micro et centré sur l'individu	Clics souris, coordonnées GPS, etc.
Représentationnelles (cf. Représentations de B)	Micro et centré sur l'individu	Opinions, évaluations, etc.
Situationnelles (cf. Situation)	Micro et centré sur l'environnement	Matériel utilisé, pages visités, etc.
Contextuelles (cf. Contexte)	Macro et centré sur l'environnement	Météo, revenu moyen par habitant, etc.

Figure 53. Types de données d'apprentissage et niveaux d'observations

En résumé, ce sont les cinq types de données exposées dans la figure 53 qui permettent aux agents apprenants de faire varier leurs niveaux d'observations ou, si l'on préfère, leurs échelles d'analyse (Grossetti, 2006). En référence aux travaux de Bruno Latour et de ses

collègues (2013), les données massives favorisent ainsi un rapport à l'observation particulier où les frontières entre les niveaux d'analyse tendent à ne plus être pertinentes⁹³.

En somme, les big data sont aujourd'hui les observables des agents apprenants. Elles forment des ensembles de données qui sont autant de points de vue que ces derniers peuvent mobiliser. Elles leur permettent d'apprendre à déterminer, selon une perspective plurielle, ce qui compte dans la réalisation d'un phénomène. Par le biais de ces masses de données, les agents apprenants peuvent chercher à repérer les formes des attachements qui se jouent entre une entité (e.g., un utilisateur), son environnement micro-situationnel et macro-structurel. En référence au pluralisme explicatif de Jean-Michel Berthelot (1990), ces agents peuvent en ce sens adopter une approche que l'on pourrait qualifier de pluralisme prédictif. Par conséquent, afin de rendre compte de la manière dont ces agents sont capables d'articuler différents schèmes d'intelligibilité pour domestiquer le futur, nous proposons maintenant de décrire le travail inférentiel qu'ils opèrent pour apprendre des big data.

III. Le scénario d'apprentissage

Une description formelle des agents apprenants

Les agents apprenants sont des agents hybrides (*cf.* chapitre 3). Ils constituent généralement une composition plus ou moins complexe de différents modules statistiques. Ces modules ne sont ni plus ni moins que de petits agents de calcul spécialisés dans une tâche d'apprentissage spécifique. Aussi, à la manière dont les agents cognitivistes et connexionnistes représentent les conceptions de l'esprit de ceux qui les fabriquent, les agents apprenants représentent la façon dont leurs concepteurs conçoivent l'apprentissage des machines : ils visent à performer des scénarii d'apprentissages qui doivent leur permettre d'effectuer des prédictions pertinentes du point de vue de l'implémenteur et de l'utilisateur. À la différence de leur ancêtre cognitiviste et connexionniste, les agents apprenants ne font plus référence au principe de symétrie entre intelligence du vivant et du non vivant. Ils ont un esprit qui est avant tout statistique.

⁹³ Les big data forment en ce sens des composantes de monades (Tarde, 1999 [1895]), c'est-à-dire d'entités qui sont constituées et qui constituent, par association, d'autres entités qui s'entre-définissent et à l'intérieur desquelles il est possible de circuler.

C'est donc afin de mieux comprendre cet esprit que nous souhaitons examiner la manière dont ces agents explorent des espaces d'hypothèses pluralistes sur les phénomènes qu'ils observent. Autrement dit, nous proposons dans cette section d'étudier le problème qui suit. Comment les agents de calcul s'y prennent-ils pour apprendre le passé de ces phénomènes, leur présent et ainsi prédire leur futur ? Précisons d'emblée que, pour répondre à cette question, nous serons amené à mobiliser des notions techniques qui sont à la base de l'apprentissage artificiel. Ces dernières sont en effet fondamentales pour bien comprendre comment les agents apprenants font exister les big data. Elles sont au fondement de l'organisation de ce monde de données que nous connaissons mal et qui pourtant reflète et oriente de plus en plus nos vies en société.

Pour comprendre les agents apprenants en tant qu'êtres socio-matériels, il ne faut pas avoir peur de se perdre dans les entrailles de la technique : à l'instar de la psychologie humaine, il n'est pas exclu que nous puissions y dénicher de l'ordre, des valeurs, des règles ou encore des biais qui font tenir la société. Prenons notre courage à deux mains et décortiquons les agents apprenants. Nous verrons bien ce que nous pourrons y dénicher...

III.1. Le problème d'apprentissage

Descriptions, sorties et hypothèses

Du point de vue de la discipline qu'est l'apprentissage artificiel, tout apprentissage commence par un problème d'apprentissage. Afin de bien comprendre en quoi consiste, sur le plan formel, un tel problème et avant d'exposer un exemple concret, il est important de saisir trois notions fondamentales. Ces notions sont celle de l'espace des descriptions, celle de l'espace des sorties et celle de l'espace des hypothèses.

Plus précisément, l'espace des descriptions, qui est généralement noté X , permet de désigner l'ensemble des exemples noté x , c'est-à-dire des données entrantes. L'espace des sorties est quant à lui souvent noté Y et permet de désigner l'ensemble des actions notées y qui sont associées à chaque exemple x . Ces actions y constituent les données sortantes, ou si l'on préfère, les résultats qui sont associés à chaque donnée entrante (i.e., les exemples x). L'espace des hypothèses est généralement noté H et permet de désigner l'ensemble des hypothèses notées h qui sont sous-tendues par l'échantillon de données noté $S = [(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)]$. Une hypothèse h_i peut ainsi être définie comme la fonction f_i qui

permet de déterminer une donnée sortante y_i à partir d'une donnée entrante x_i tel que $f(x_i) = y_i$. L'activité d'un agent apprenant consiste alors à rechercher, au sein de l'espace des hypothèses H , une fonction cible noté h^* qui soit la plus cohérente possible avec l'ensemble des données entrantes x et sortantes y . De telle sorte qu'une fois cette fonction cible h^* trouvée, l'agent apprenant doit être capable de prédire les sorties y associées à chaque exemple x tout en minimisant les risques d'erreur pour chaque prédiction.

Sur le plan théorique, la formalisation du problème d'apprentissage d'un agent de calcul implique par conséquent de spécifier les formes de l'espace des descriptions X , de l'espace des sorties Y et de l'espace des hypothèses H . L'espace des descriptions X et celui des sorties Y peuvent être composés de différents descripteurs ou, si l'on préfère, d'attributs qui sont autant de variables plus ou moins homogènes. De façon non exhaustive, ces descripteurs peuvent être de types binaires (e.g., oui/non), nominaux (e.g., une couleur), numériques (e.g., un chiffre), nominaux arborescents (e.g., une hiérarchie) ou numériques séquentiels (e.g., une suite de chiffres). De même, l'espace des hypothèses H renvoie à un ensemble de connaissances qui peuvent être représentées par le biais de différents langages de description L_H . Par exemple, les apprentissages de classification, de régression, de distribution de probabilité, de concept et de graphe ne renvoient pas aux mêmes types de langage de description des hypothèses.

III.1.1. L'exemple fictif d'un agent de recommandation

Comment apprendre à vendre des vélos

D'une manière générale, le problème d'apprentissage d'un agent de calcul peut être présenté en deux étapes.

La première consiste à déterminer le contexte d'action et la tâche que l'agent artificiel doit apprendre à réaliser. Imaginons par exemple que nous soyons un e-commerçant proposant des vélos de route et que nous souhaitions développer un agent de recommandation capable d'apprendre en temps réel le concept « beau vélo » en fonction des trois descripteurs binaires que sont :

- « Cadre atypique » (C : 1-oui /0-non) ;
- « Bicolore » (B : 1-oui/0-non) ;

- « Vintage » (V : 1-oui/0-non).

Précisons que notre objectif est de réaliser cet apprentissage à partir des vélos recommandés par notre agent. Ces derniers sont considérés comme « beaux » ou « pas beaux » *si et seulement si* les visiteurs ont respectivement cliqué sur les mentions « j'aime » ou « je n'aime pas » situées en dessous de chaque recommandation. Soit, nous avons pour sortie l'attribut suivant :

- « Like » (L : 1-oui/0-non).

En référence à ce que nous avons dit, l'espace des descriptions X est ainsi défini en fonction des trois descripteurs binaires que sont les attributs « Cadre atypique » noté C, « Bicolore » noté B et « Vintage » noté V. L'espace des sortie est, quant à lui, défini en fonction du descripteur binaire qu'est l'attribut « Like » noté L.

La deuxième étape consiste à trouver le langage de description L_H approprié au contexte et à la tâche d'apprentissage. Dans notre exemple, il s'agirait de la programmation logique inductive et plus particulièrement des formes normales conjonctives où le symbole « \wedge » est considéré comme un connecteur de conjonction. De ce fait, « $(C = 1) \wedge (B = 0) \wedge (V = 0) \wedge (L = 0)$ » constitue par exemple une hypothèse h de l'espace H.

III.1.2. Un problème d'apprentissage par induction

L'apprentissage supervisé de concept

Notre exemple renvoie ainsi à un problème d'apprentissage bien spécifique : celui de l'apprentissage supervisé de concept par induction. Plus formellement, ce problème peut être exposé comme suit.

L'environnement procure des données d'entrée notées x (*cf.* les attributs C, B et V). À chacune de ces données correspond une donnée de sortie notée y (*cf.* l'attribut L). Dans notre fiction, chaque donnée de sortie est empiriquement définie par les visiteurs de notre site de vente de vélos. Pour les spécialistes de l'apprentissage artificiel, ce groupe de visiteurs constitue ce que l'on appelle un oracle dans la mesure où c'est lui qui détermine la fonction f qui permet d'associer à chaque entrée x une donnée de sortie y. Tout le travail de notre agent

apprenant est de deviner la connaissance de l'oracle dans le sens où ses activités d'apprentissage consiste à approximer la fonction f à travers la fonction cible h^* .

Par conséquent, le problème de notre agent apprenant peut être formalisé de la manière suivante. À partir de l'échantillon de données entrantes et sortantes $S = [(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)]$, il doit trouver la fonction f , ou plutôt, son approximation h^* de façon à résoudre le problème que pose l'égalité $(x_i, y_i) = (x_i, f(x_i))$. Et c'est précisément en ce sens qu'il est possible de considérer que le problème posé à notre agent est d'apprendre à prédire les préférences de nos visiteurs.

III.2. Le biais d'apprentissage

Borner les observations de l'agent apprenant

Toute la question est de mieux comprendre comment notre agent apprenant peut s'y prendre pour deviner cette mystérieuse connaissance que détient l'oracle.

Pour répondre à cette question, nous devons continuer notre travail d'imagination. Admettons cette fois-ci que nous venons de mettre en ligne notre site de vente de vélos de route. Pour le moment, ne disposant que de peu de références et n'étant pas encore très connu, nous totalisons un nombre de huit recommandations dont seulement cinq ont été qualifiées par un seul de nos visiteurs. Notre agent de calcul se trouve ainsi dans la situation d'apprentissage présentée dans le tableau 10.

Tableau 10. Représentation 1 de la situation d'apprentissage 1

	« Cadre atypique » (C)	« Bicolore » (B)	« Vintage » (V)	« Like » (L)
Recommandation 1	1	0	0	0
Recommandation 2	1	0	1	1
Recommandation 3	1	1	0	0
Recommandation 4	1	1	1	?
Recommandation 5	0	0	0	0
Recommandation 6	0	0	1	?
Recommandation 7	0	1	0	?
Recommandation 8	0	1	1	0

Notre cas fictif est évidemment improbable. Le problème d'apprentissage que doit résoudre notre agent est extrêmement simple comparativement à ceux que connaissent ses congénères qui sont réellement implémentés sur les sites des e-commerçants. Dans la vraie vie des agents apprenants, les recommandations se comptent par milliers et les attributs par centaines. Mais ne présumons pas trop vite de la facilité que pourrait rencontrer notre agent à résoudre ce petit problème. Reprenons. À partir du cas des recommandations 1, 2, 3, 5 et 8, nous souhaitons que notre agent apprenne les préférences d'un visiteur afin de pouvoir prédire ses appétences pour les recommandations 4, 6 et 7. Le problème d'apprentissage de notre agent consiste donc à trouver la fonction cible h^* lui permettant de classer les valeurs manquantes que représente chaque point d'interrogation. Comment peut-il le faire ?

III.2.1. Cadrer l'exploration de l'espace des hypothèses

Éviter l'apprentissage par cœur

Compte tenu de la simplicité du problème, notre agent pourrait facilement apprendre par cœur l'ensemble des fonctions permettant d'associer à chaque recommandation la préférence lui correspondant. Cependant, ce type d'apprentissage en extension (i.e., qui n'est pas formalisé par une règle) ne nous convient pas. Pourquoi ? Parce qu'il ne pourrait pas être

réalisé si nous ajoutons une dizaine de descripteurs binaires et si nous avons quelques milliers de visiteurs et quelques centaines de recommandations. Or, nous avons de grandes ambitions ! C'est donc ici que l'introduction de l'espace des hypothèses H est d'un intérêt considérable puisque c'est précisément à travers H que notre agent apprenant va pouvoir décrire l'ensemble des partitions de X dans un langage de description L_H . Et, si ce point est aussi crucial, c'est parce que, comme le symbolise la figure 54, avec l'introduction de H , notre agent apprenant devient capable de manipuler l'espace de description X en intention (i.e., à partir de règles formelles).

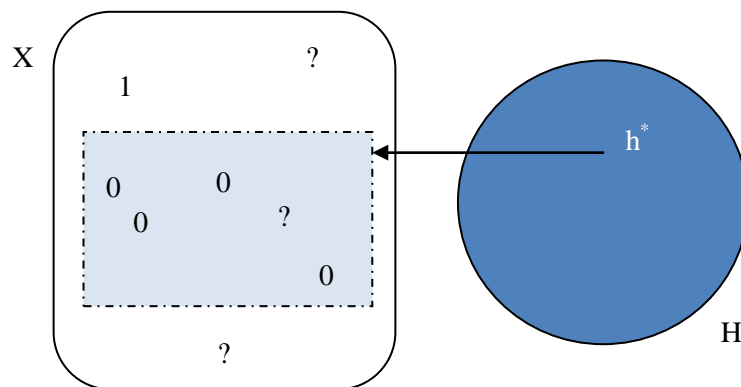


Figure 54. Représentation 2 de la situation d'apprentissage 1

Cependant, si l'espace des hypothèses H est un bon moyen d'exposer comment un agent de calcul peut effectuer un apprentissage par intention, il n'en reste pas moins une représentation abstraite. Le problème persiste. Comment notre agent peut-il faire, concrètement, pour estimer les préférences de notre visiteur sans pour autant faire de l'apprentissage par cœur ? *A priori*, dans notre exemple, il ne peut rien faire puisque chaque hypothèse de H renvoie à une conjonction bien spécifique de trois descripteurs binaires et que nous avons seulement cinq exemples dont les sorties sont étiquetées. Compte tenu de l'échantillon de données, la variance est trop grande : notre agent apprenant ne peut pas réaliser d'induction logique. À vouloir lui faire apprendre trop de choses, nous pourrions finir par l'embrouiller complètement. Par conséquent, le seul moyen dont nous disposons pour faciliter l'apprentissage de notre pauvre agent est de borner son point de vue en limitant le langage de description L_H .

III.2.2. Mettre des œillères à l'agent apprenant

Faciliter l'apprentissage en intension

Imaginons que nous avons une bonne connaissance du métier de vendeur de vélos de route et que nous savons, par expérience, que l'attribut « Bicolore » (B) peut ne pas être considéré comme un facteur significatif de préférence. Nous en déduisons qu'il est possible d'éliminer cet attribut. Espérons seulement que notre connaissance ne soit pas une simple croyance ! En tout cas, dans notre histoire, nous considérons que nous maîtrisons assez bien le marché des vélos de route pour prendre cette décision, même si nous mesurons son importance du point de vue de notre agent. Nous avons en effet conscience qu'en faisant cela, nous allons biaiser son apprentissage. Mais nous n'avons malheureusement pas trop le choix. Si nous souhaitons diminuer la variance afin de permettre à notre agent de pouvoir apprendre quelque chose, il nous faut trouver un compromis. Nous supprimons donc l'attribut « Bicolore » (B). Notre agent se trouve ainsi dans la situation d'apprentissage exposée dans le tableau 11.

Tableau 11. Représentation 1 de la situation d'apprentissage 2

	« Cadre atypique » (C)	« Vintage » (V)	« Like » (L)
Recommandation 1	1	0	0
Recommandation 2	1	1	1
Recommandation 3	1	0	0
Recommandation 5	0	0	0
Recommandation 8	0	1	0

Nous souhaitons alors faire une remarque importante. Dans un environnement big data, même si la quantité des descripteurs est très grande, il est généralement possible de réaliser un apprentissage par induction compte tenu du fait que le nombre de données entrantes x est également très grand. Pour autant, comme nous le verrons dans le chapitre suivant, il est toujours nécessaire de choisir un biais à travers ce que les spécialistes nomment le compromis biais-variance. À l'instar de celui que nous avons été conduit à effectuer précédemment, ce compromis peut être résumé ainsi. Si le biais est trop grand, l'espace H est trop restreint, la

solution h^* risque d'être trop éloignée de la réalité. Cependant, si la variance est trop grande, l'espace H est trop large, la solution h^* risque de ne pas pouvoir être trouvée.

Mais revenons à notre exemple. À partir de la situation d'apprentissage 2 exposée dans le tableau 11, notre agent apprenant peut maintenant induire logiquement les préférences de notre visiteur. À l'aide de ses quelques observations, il peut faire l'hypothèse logique que ce dernier préfère les vélos qui ont un cadre atypique (C) et qui sont *vintage* (V). Comme le montre la situation d'apprentissage 3 (cf. tableau 12), notre agent apprenant peut de cette façon prédire que notre visiteur est susceptible de :

- considérer le vélo présenté sur la recommandation 4 comme beau ;
- ne pas considérer le vélo présenté sur la recommandation 6 comme beau ;
- ne pas considérer le vélo présenté sur la recommandation 7 comme beau.

Tableau 12. Représentation 1 de la situation d'apprentissage 3

	« Cadre atypique » (C)	« Bicolore » (B)	« Vintage » (V)	« Like » (L)
Recommandation 1	1	0	0	0
Recommandation 2	1	0	1	1
Recommandation 3	1	1	0	0
Recommandation 4	1	1	1	1
Recommandation 5	0	0	0	0
Recommandation 6	0	0	1	0
Recommandation 7	0	1	0	0
Recommandation 8	0	1	1	0

Rappelons toutefois que la fonction cible h^* sous-tendue par le tableau 11 est biaisée puisqu'elle ne considère pas l'attribut « Bicolore » (B). Aussi, l'intérêt de notre exemple est qu'il permet de souligner la nécessité de bien connaître le jeu des données et d'avoir une bonne connaissance du métier lorsqu'on souhaite paramétrer l'apprentissage d'un agent de calcul. Il nous faut néanmoins préciser qu'il existe aujourd'hui des techniques autorisant

l'automatisation de la sélection des attributs à considérer dans le processus d'apprentissage artificiel. Auquel cas, la connaissance du jeu de données et du métier est beaucoup moins indispensable. Pour autant, même si ces techniques connaissent un certain succès, il apparaît que les concepteurs des agents apprenants cherchent généralement à comprendre et à maîtriser, au moins en partie, l'étape du choix du biais d'apprentissage (cf. chapitre 5).

III.3. Les protocoles d'apprentissage

Prédiction ou identification

Maintenant que nous nous venons d'établir le biais d'apprentissage de notre agent, il nous faut définir ses protocoles d'apprentissage. Pour les spécialistes de l'apprentissage artificiel, ces protocoles consistent à cadrer les interactions qu'entretient l'agent avec son oracle et son environnement.

Concernant les relations que l'agent entretient avec son oracle, il existe deux grands types de protocole qui sont plus ou moins adaptés aux tâches de prédiction ou d'identification (cf. figure 55).

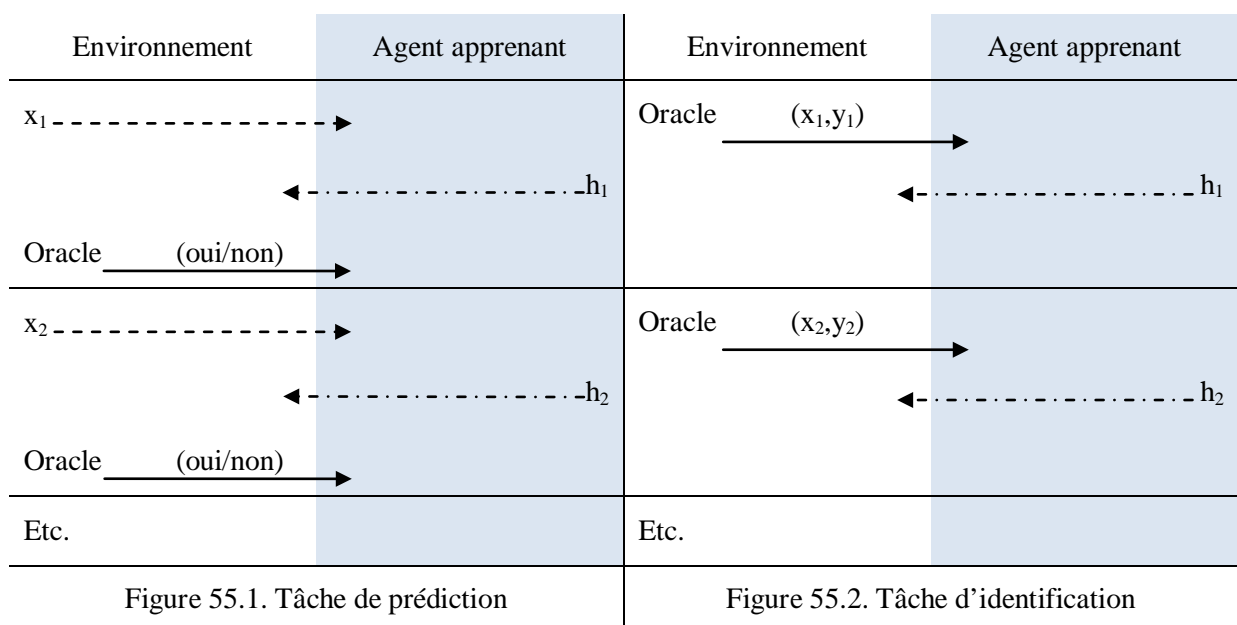


Figure 55. Protocoles d'apprentissage par prédiction et identification

La figure 55.1 illustre le protocole d'apprentissage par prédiction. À chaque fois que l'agent apprenant reçoit une description x_i , il propose une réponse y_i . Ensuite, l'oracle fournit

la correction. Cette correction permet à l'agent apprenant d'améliorer progressivement la qualité de sa prédiction. La figure 55.2 illustre le protocole d'apprentissage par identification. À la différence du protocole d'apprentissage par prédiction, l'agent apprenant ne cherche pas à prédire la sortie y_i d'une entrée x_i . Il travaille plutôt à identifier la fonction f qui permet d'associer les données de l'ensemble $S = [(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)]$. Bien entendu, une fois cette fonction identifiée à travers h^* , l'agent apprenant peut réaliser un certain nombre de prédictions.

Il existe également deux grandes manières de cadrer les relations que l'agent entretient avec son environnement. Les deux protocoles d'apprentissage que nous venons d'exposer peuvent en effet être réalisés en ligne ou hors ligne. Dans le cas d'un protocole effectué hors ligne, l'ensemble $S = [(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)]$ est fourni à l'agent en une seule fois. *A contrario*, dans le cas d'un protocole d'apprentissage en ligne, ce même ensemble S est fourni à l'agent de façon séquentielle et progressive (i.e., *au fil de l'eau*).

Dans notre cas fictif, il apparaît que les protocoles d'apprentissage par prédiction et en ligne sont les plus adaptés. Rappelons-le, nous avons de grandes ambitions ! Il ne fait aucun doute que notre site de vente de vélos de route finisse par fonctionner. Autrement dit, nous envisageons de complexifier et d'affiner rapidement le scénario d'apprentissage de notre agent. Et, par le biais des indices que sont les achats, les produits mis dans le panier et les produits les plus consultés, de tels protocoles pourraient permettre à ce dernier d'apprendre *au fil de l'eau* les préférences de nos visiteurs. Notre agent deviendrait de cette façon capable de personnaliser, en toute autonomie, leurs environnements numériques en leur soumettant des recommandations susceptibles de les intéresser.

III.4. L'évaluation de l'apprentissage

Éviter le sur-apprentissage et le sous-apprentissage

Afin de finaliser notre scénario d'apprentissage, il est à présent nécessaire d'établir un dispositif d'évaluation des performances de notre agent.

Pour commencer, il nous faut élaborer un principe inductif permettant d'évaluer le risque empirique, c'est-à-dire le risque d'erreur calculé à partir des données d'apprentissage. Ce principe pourrait être élaboré en fonction des préférences implicites de nos visiteurs. Nous

pourrions par exemple les dégager à partir de leurs achats, de leur panier et des produits qu'ils consulteraient les plus fréquemment. Ensuite, il nous faut appliquer ce même principe inductif à l'ensemble des données stockées hors-apprentissage afin d'évaluer le risque réel, c'est-à-dire le risque d'erreur calculé à partir des données qui n'ont pas servi à l'apprentissage de l'agent.

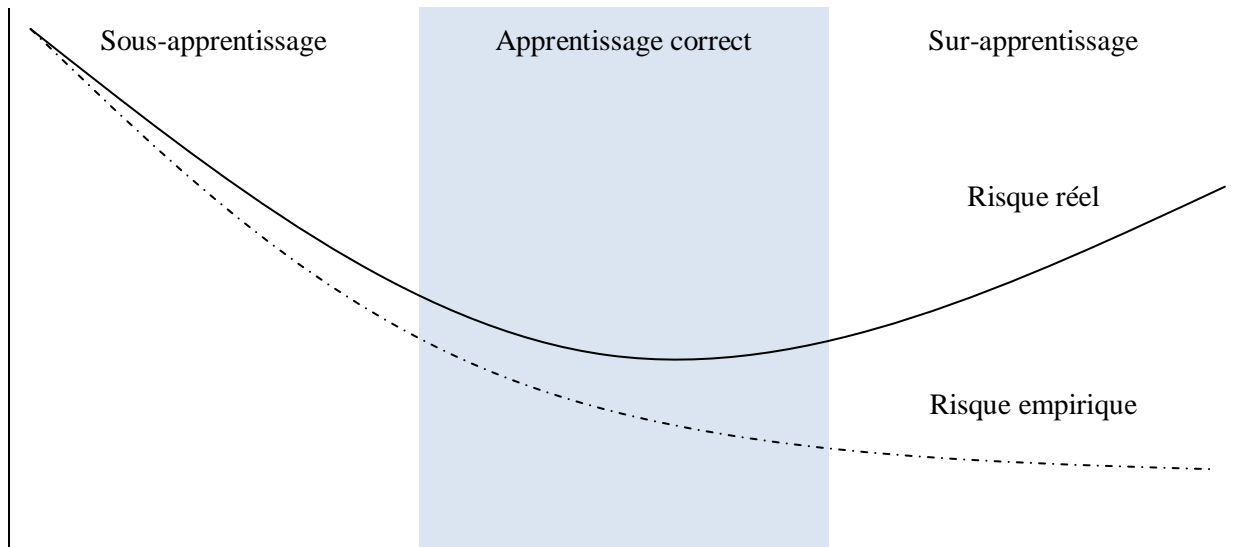


Figure 56. Risque réel et risque empirique

Comme le montre la figure 56, de telles évaluations du risque réel et du risque empirique nous permettraient alors de mesurer les performances de notre agent afin d'éviter :

- les phénomènes de sous-apprentissage qui se manifestent par une trop grande généralisation (*cf.* figure 57) ;
- les phénomènes de sur-apprentissage qui se manifestent par une trop grande spécialisation (*cf.* figure 57).

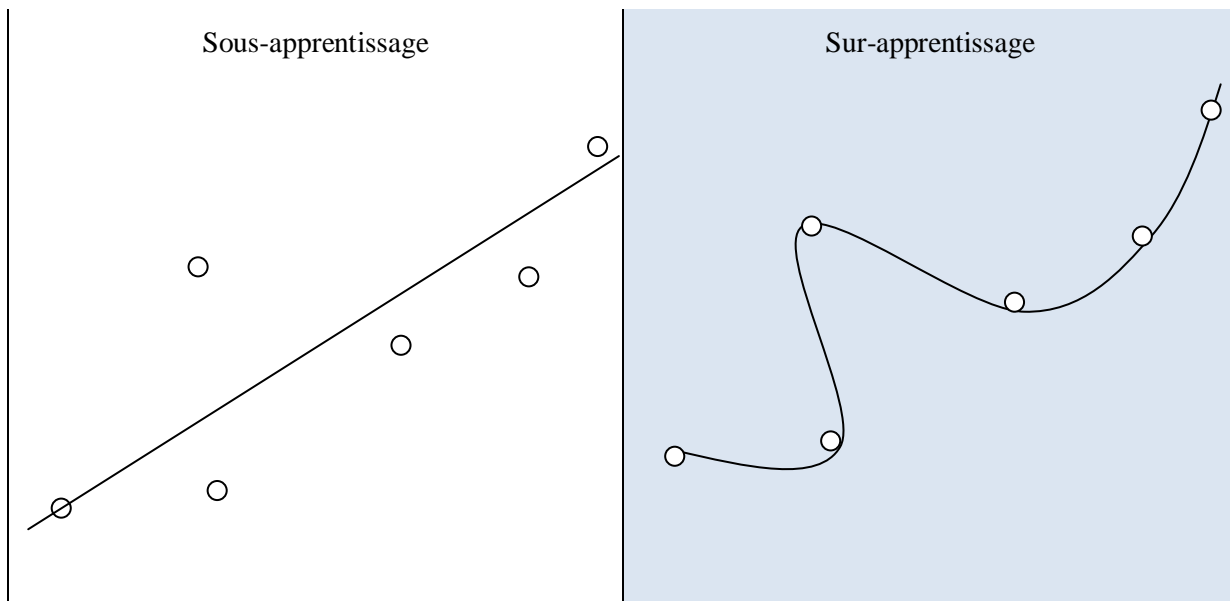


Figure 57. Sous-apprentissage et sur-apprentissage

Transition. Apprendre à produire des futurs

Des enjeux cognitifs et politiques

Pour apprendre à produire des futurs, les agents de calcul doivent résoudre le problème que pose le scénario d'apprentissage. Ce problème est un problème d'optimisation. Et, pour traiter ce problème, les agents apprenants font généralement feu de tout bois. Ils n'ont aucun *a priori* sur les phénomènes qu'ils observent. Ils ne préjugent pas du poids des variables sociodémographiques, individuelles et/ou environnementales qu'ils ont à disposition. L'hypothèse que ces derniers recherchent afin d'approximer la fonction cible h^* dépend de critères purement mathématiques et du jeu de données. Lorsqu'ils effectuent leur activité d'exploration de l'espace des hypothèses H , les agents apprenants sont impartiaux avec les entités que composent les données. Ils ne cherchent pas à confirmer ou infirmer des connaissances préalables. Ils n'y engagent aucune valeur sociale. Ils n'éprouvent pas d'émotions. Ils n'ont pas peur de se tromper et de trouver, par exemple, que les facteurs sociaux comptent beaucoup moins que les facteurs psychologiques dans la réalisation d'un phénomène. Comme tous les agents de calcul, les agents apprenants sont un peu bêtes, ce qui les intéresse, c'est résoudre leur problème d'apprentissage.

Cependant, comme dans le cas des activités d'apprentissage des humains, celles des agents de calcul ne se font pas dans le vide : elles sont cadrées. Comme nous avons cherché à le montrer, même sur un plan purement formel, le scénario d'apprentissage implique la participation active du concepteur. Pour que l'agent apprenant puisse apprendre, il faut l'aider et l'orienter. Cette aide et cette orientation se font alors par le biais de choix humains qui se distinguent nettement de ceux des agents de calcul. Ces choix renvoient en effet à une certaine expertise qui est composée de connaissances jamais aussi formelles, rationnelles et impartiales que celles produites par les machines (Simon, 1992). Et cette expertise joue un rôle important : c'est elle qui permet d'inculquer aux agents de calcul les hypothèses sociocognitives de base sans lesquelles ces derniers ne pourraient réaliser leurs activités d'apprentissage. En référence à ce que nous avons dit plus haut, ces hypothèses portent sur le langage qui permet de représenter l'espace des hypothèses, sur le choix du biais d'apprentissage, du protocole d'apprentissage et de l'évaluation de l'apprentissage.

Par exemple, lorsque nous avons décidé d'utiliser les formes normales conjonctives pour représenter les hypothèses de l'espace H, nous avons plus ou moins explicitement fait l'hypothèse que les préférences de nos visiteurs peuvent être représentées par des formules du type :

- « SI le vélo observé à un cadre atypique ET est *vintage*, ALORS notre visiteur x devrait l'aimer ».

Nous avons ainsi imposé à notre agent une définition particulière des préférences de nos visiteurs : celle selon laquelle ces dernières sont exclusivement définies par les attributs des vélos. Or, comme le montre Antoine Hennion (2005), les préférences ne sont pas statiques. Elles dépendent des processus qui permettent de les faire exister. Par conséquent, nous aurions pu choisir de représenter l'espace des hypothèses sous la forme d'inférences grammaticales (*cf.* section IV.1.3) afin de permettre à notre agent apprenant de tenir compte de ces processus. Nous aurions ainsi fait l'hypothèse que les préférences de nos visiteurs peuvent être cette fois-ci représentées comme suit :

- « le visiteur a aimé un vélo bicolore avec un cadre atypique, PUIS un vélo non bicolore de type *vintage*, PUIS un vélo non bicolore avec un cadre atypique, PUIS un vélo bicolore de type *vintage*, il devrait donc PAR LA SUITE aimer un vélo *vintage* avec un cadre atypique ».

L'apprentissage de notre agent aurait dans ce cas été bien différent.

Nous avons également explicitement souligné la nécessité de biaiser cet apprentissage. Nous avons ainsi pointé que ce biais recouvrait, dans notre exemple, l'expertise plus ou moins naïve dont nous disposons concernant le marché des vélos de route. Il est évident que, si nous avions décidé de ne pas tenir compte de l'attribut « Cadre atypique » (C) et de considérer au contraire l'attribut « Bicolore » (B), l'hypothèse trouvée par notre agent pour approximer h^* aurait été autre. En outre, en choisissant que notre agent réalise son apprentissage en ligne et selon le protocole dit par prédiction, nous faisons les deux autres hypothèses suivantes :

- celle que les préférences de nos visiteurs peuvent changer au cours du temps et qu'il vaut donc la peine que notre agent réalise son apprentissage au *fil de l'eau* afin de pouvoir s'y adapter ;
- celle que les prédictions de notre agent n'ont besoin d'être ni contrôlées, ni comprises par ceux qui les utilisent, c'est-à-dire l'implémenteur (soit, dans notre exemple, nous-mêmes) et l'utilisateur (soit, dans notre exemple, nos visiteurs).

Mais ces différentes hypothèses ont avant tout une influence cognitive dans la mesure où elles ont pour fonction principale de régler les formes de traduction qui permettent à notre agent de se représenter son environnement. Nous souhaitons alors insister sur un point qui nous apparaît particulièrement important : les hypothèses qui portent sur l'évaluation de l'apprentissage ne peuvent pas vraiment être considérées comme d'ordre cognitif. Elles ne consistent pas, en effet, à régler les activités de représentation des agents apprenants, mais plutôt à orienter leurs activités de computation (voire d'association dans le cas de techniques d'apprentissage de type connexionniste). Elles sont donc d'ordre politique au sens large du terme. Reprenons notre exemple afin de mieux expliciter ce point.

Lorsque que nous avons dit que nous pourrions utiliser comme principe inductif d'évaluation des risques empiriques et réels les achats, le panier et les produits consultés les plus fréquemment par nos visiteurs, c'est que nous souhaitons plus ou moins explicitement que notre agent optimise ces différents critères. Et, du point de vue de ce dernier, ce choix n'a pas d'implication cognitive au sens strict du terme puisqu'en le faisant, nous inculquerions avant tout à notre agent une politique d'apprentissage très particulière. Cette dernière n'aurait-elle pas pour principale visée de vendre plus et d'augmenter notre chiffre d'affaires ? Il est en ce sens crucial de bien comprendre que, si le choix des critères d'évaluation de la

performance d'un agent apprenant n'a rien de cognitif *stricto-sensu*, il n'en reste pas moins indispensable à son apprentissage. Sans politique d'évaluation, les agents de calcul ne peuvent souvent rien apprendre puisque c'est elle qui les motive. Elle guide la moindre des décisions qu'ils prennent pour explorer l'espace des hypothèses H. Elle façonne l'ensemble des hypothèses qu'ils font vis-à-vis des phénomènes qu'ils observent. Elle joue par conséquent un rôle considérable dans la manière dont ils se représentent leur environnement, et donc, les prédictions qu'ils font à son sujet. Autrement dit, si nous avons décidé d'évaluer l'apprentissage de notre agent selon des critères moins strictement économiques et plus ergonomiques⁹⁴, c'est toute sa cognition qui aurait été changée. Cette remarque nous apparaît fondamentale dans la mesure où elle permet de bien comprendre comment, sur un plan purement pragmatique et formel, les futurs que produisent les machines sont généralement indissociables de la politique. La plupart du temps, les agents de calcul réalisent leurs prédictions au sein d'une stratégie d'action collective qui, en référence à ce que nous avons dit dans le chapitre 3, peut par contre être plus ou moins proactive ou réactive.

IV. Les techniques d'apprentissage

Cinq grandes familles

Pour le concepteur, tout l'enjeu consiste ainsi à bien comprendre la politique de l'implémenteur, c'est-à-dire la stratégie d'action collective que l'agent de calcul doit intégrer afin de le doter d'une ou plusieurs techniques d'apprentissages les mieux adaptées (*cf.* chapitre 5). Car ces agents peuvent réaliser leur travail inférentiel de nombreuses façons étant donné qu'il n'existe pas, aujourd'hui, deux seules manières de représenter leur esprit (*cf.* chapitre 3). Actuellement, les concepteurs disposent d'au moins cinq grandes familles regroupant un nombre plus ou moins important de techniques d'apprentissage spécifiques. Et, nous l'avons déjà souligné, ces techniques peuvent être mobilisées pour développer des modules d'apprentissage qui sont combinables au sein d'un même agent.

En référence aux agents cognitivistes et connexionnistes, il est possible de présenter ces techniques d'apprentissage statistique en fonction du niveau de structure de l'espace des hypothèses et de l'intelligibilité de ces dernières. Plus exactement, les techniques

⁹⁴ Par exemple en cherchant à faciliter la navigation de nos visiteurs à l'aide d'un critère de désorientation à minimiser (Amadiou, Bastien & Tricot, 2008).

d'apprentissage par exploration sont souvent qualifiées de symboliques. Elles peuvent en ce sens être considérées comme des descendances plus ou moins éloignées des agents cognitivistes. Ici, l'espace des hypothèses est généralement bien structuré et ces dernières sont souvent intelligibles. Dans le cas des techniques d'apprentissage par optimisation, l'espace des hypothèses n'est structuré qu'à travers une notion de distance. L'apprentissage est alors souvent qualifié de numérique et ces techniques permettent aux agents de calcul de réaliser des hypothèses qui ne sont pas toujours intelligibles par les humains. Rappelons que, les agents connexionnistes font partie de ces techniques d'apprentissage par optimisation. Les techniques d'apprentissage par approximation et par combinaison d'expert renvoient à des méthodes complexes où l'espace des hypothèses est mal structuré. Les hypothèses que les agents apprenants réalisent par le biais de ces techniques sont généralement humainement incompréhensibles. Les techniques d'apprentissage par découverte ne font, quant à elle, plus référence à un quelconque espace d'hypothèse. Elles sont souvent qualifiées d'apprentissage non supervisé dans la mesure où elles permettent de développer la connaissance de l'oracle lui-même.

Afin de saisir correctement la diversité des techniques d'apprentissage qui est à la disposition des concepteurs et de mieux comprendre le travail inférentiel des agents apprenants, nous proposons d'exposer quelques-unes de ces techniques les plus connues.

IV.1. Les techniques d'apprentissage par exploration

Apprentissage supervisé et symbolique

Il existe plusieurs formes d'apprentissage par exploration. Ces différentes techniques dites supervisées et symboliques reposent généralement sur le principe de l'espace des versions développé par Tom M. Mitchell en 1978 (Mitchell, 1997).

IV.1.1. L'espace des versions

Entre généralisation et spécification

L'espace des versions consiste à borner l'espace H afin de pouvoir déterminer l'ensemble des hypothèses h qui sont cohérentes avec les données d'apprentissage. Pour ce faire, deux

ensembles d'hypothèses sont construits de manière systématique. Le premier, souvent noté S-set, est composé de l'ensemble des hypothèses maximales spécifiques, c'est-à-dire des hypothèses qui permettent de couvrir l'ensemble des exemples positifs tout en excluant les exemples négatifs et qui ne peuvent être spécifiées sous peine de ne plus pouvoir remplir ces deux conditions. Le deuxième, souvent noté G-set, est composé de l'ensemble des hypothèses maximales générales, c'est-à-dire des hypothèses qui permettent de couvrir l'ensemble des exemples positifs tout en excluant les exemples négatifs et qui ne peuvent être généralisées sous peine de ne plus pouvoir remplir ces deux conditions. L'espace des versions est l'ensemble des hypothèses qui se trouvent bornées par le S-set et le G-set (*cf.* figure 58).

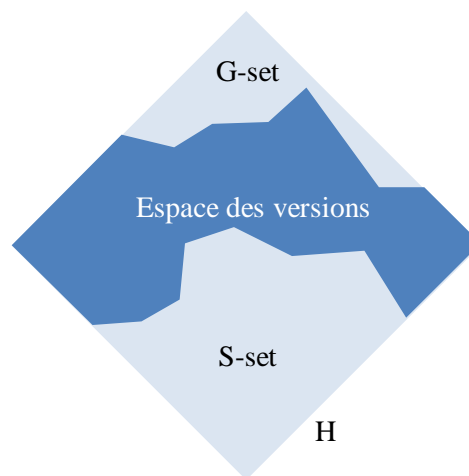


Figure 58. Espace des versions

Plus précisément, l'espace des versions est défini à l'aide d'un algorithme dit d'élimination des candidats. Cet algorithme consiste à réaliser deux types de procédures. La première est dite de généralisation et garantit les frontières de l'espace du G-set. La deuxième est dite de spécialisation et assure les limites de l'espace du S-set. Ces deux procédures sont réalisées à chaque entrée d'exemple positif ou négatif afin de remplacer dans le G-set ou le S-set les hypothèses devenant respectivement trop spécifiques ou trop générales par d'autres hypothèses permettant de respecter les contraintes de consistance qui définit l'espace des versions. Ce dernier renvoie de cette façon à un principe d'apprentissage général qui repose sur l'hypothèse que l'apprentissage consiste en une recherche et une sélection systématique de l'ensemble des hypothèses de H qui sont, ni trop spécifiques, ni trop générales au regard des observations disponibles.

L'espace des versions peu permettre de réaliser différentes techniques d'apprentissage par exploration. Nous ne présentons ici que les plus connues : la programmation logique inductive (Plotkin, 1971 ; Quinlan, 1990) et l'inférence grammaticale (Pitt, 1989 ; Higuera, 2005)⁹⁵.

IV.1.2. La programmation logique inductive

Apprendre des relations d'implications

Comme nous l'avons vu à partir de notre exemple fictif d'agent de recommandation de vélos (*cf.* section III.1.1), la programmation logique inductive peut permettre de développer un système de filtrage fondé sur le contenu (Ilic, Leite & Slota, 2008). En guise de deuxième illustration, imaginons cette fois-ci que les données issues de notre site de vente de vélos de route montrent au final que :

- la clause « achat_pompe_vélo » (x) implique la clause « achat_rustine_vélo » (y) ;
- la clause « achat_vélo » (z) implique la clause « achat_rustine_vélo » (y) ;
- la clause « achat_vélo » (z) implique la clause « achat_pompe_vélo » (x).

La programmation logique inductive pourrait alors permettre à notre agent d'apprendre de ces observations la règle suivante :

- pour tout achat d'un vélo (z) et de rustine à vélo (y) tel que l'achat d'un vélo (z) implique celui de rustine à vélo (y), il existe un achat de pompe à vélo (x) tel que l'achat de pompe à vélo (x) implique celui de rustine à vélo (y) et tel que l'achat d'un vélo (z) implique celui d'une pompe à vélo (x).

Par conséquent, cette règle pourrait permettre à notre agent apprenant de recommander l'achat d'une pompe à vélo à un visiteur qui viendrait, par exemple, d'acheter un vélo et des rustines à vélo. Notons qu'en mobilisant cette technique, nous ferions cette fois-ci l'hypothèse que les achats de nos visiteurs recouvrent des logiques d'association de produits qui peuvent être représentées par des relations d'implications.

⁹⁵ Précisons qu'il existe toutefois d'autres techniques d'apprentissage qui peuvent également permettre d'explorer l'espace des hypothèses selon d'autres mécanismes que ceux que recouvre la construction de l'espace des versions. C'est par exemple le cas de l'apprentissage par évolution simulée que nous présentons par la suite (Holland, 1975 ; Koza & Andre, 1999). Il existe aussi d'autres formes d'apprentissage par exploration qui sont très prometteuses, mais qui restent pour le moment moins populaires. C'est par exemple le cas du transfert de connaissance et celui de l'apprentissage par analogie (Cornuéjols & Miclet, 2010).

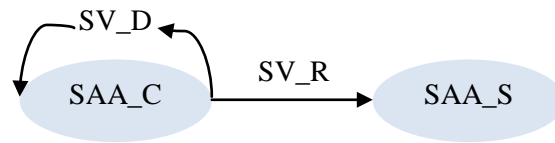
IV.1.3. L'inférence grammaticale

Apprendre la grammaire des comportements

L'inférence grammaticale est une technique d'apprentissage souvent mobilisée pour effectuer du complètement automatique de la saisie de clavier (i.e., de l'autocomplétion ; cf. la plupart des moteurs de recherche d'aujourd'hui). Mais là n'est pas son seul usage puisque, de manière plus générale, elle permet d'induire des motifs correspondant à des stratégies, par exemple, comportementales. Autrement dit, toujours en référence à notre histoire fictive, cette technique pourrait permettre à notre agent apprenant de dégager des groupes d'actions ou, si l'on préfère, des *patterns* qui pourraient caractériser les parcours informationnels de nos visiteurs. Notre agent pourrait de cette manière apprendre les stratégies de découverte (SV_D) et de recherche d'information (SV_R) déployées par nos consommateurs afin de développer, en fonction d'un critère d'optimisation préalablement établi (dans notre exemple, un indice de désorientation à minimiser), la stratégie de recommandation (SAA_C et SAA_S) présenter dans la figure 59.

Stratégie de l'agent apprenant :

recommandation complémentaire (SAA_C) et recommandation similaire (SAA_S)



La stratégie de l'agent apprenant est la suivante : lorsque le visiteur est dans une stratégie de découverte d'information (SV_D), je lui propose une recommandation de produit complémentaire (SAA_C) et lorsqu'il est dans une stratégie de recherche d'information (SV_R), je lui propose une recommandation de produit similaire (SAA_S)

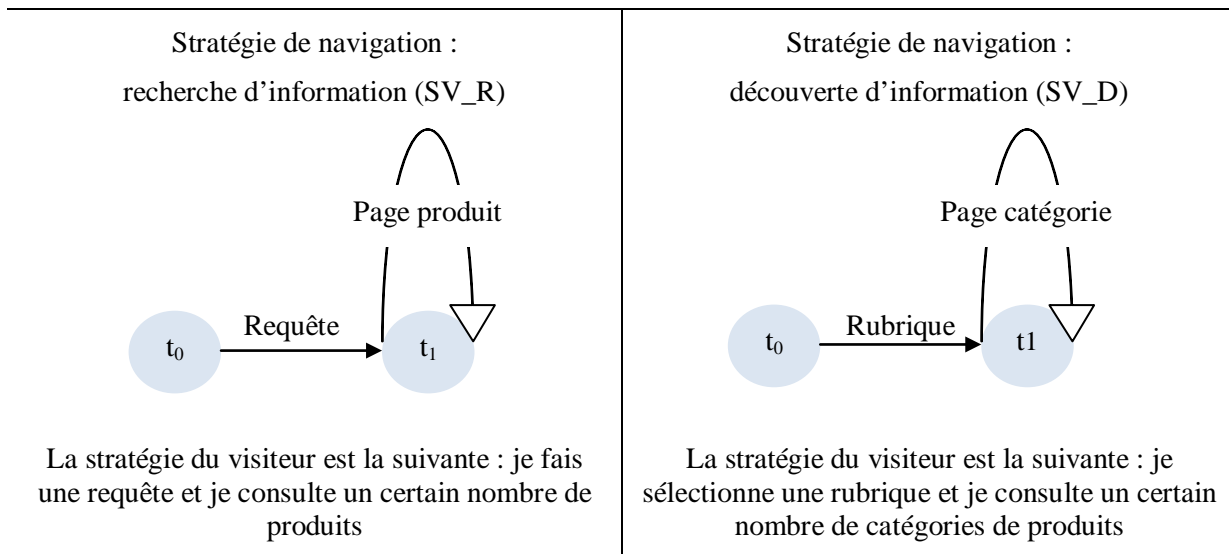


Figure 59. Apprentissage par inférence grammaticale

Dans notre cas fictif, le choix de faire usage de la technique d'apprentissage par inférence grammaticale est ainsi sous-tendu par une hypothèse forte : celle que les parcours de navigation de nos visiteurs sont structurés selon une grammaire de comportements.

En outre, l'agent apprenant représenté par la figure 59 compose une combinaison de trois modules d'apprentissage par inférence grammaticale :

- un premier qui a pour fonction d'apprendre les stratégies de recherche d'information des visiteurs ;
- un second qui a pour fonction d'apprendre les stratégies de découverte d'information des visiteurs ;

- un troisième qui a pour fonction d'apprendre la stratégie de communication la plus adaptées en fonction des stratégies de navigation des visiteurs.

Cet exemple repose par conséquent sur différentes hypothèses spécifiques qui peuvent être considérées comme des sous-hypothèses de celle, plus générale, que nous avons exposé précédemment. Par exemple, l'apprentissage présenté par la figure 59 repose sur l'hypothèse qu'il est possible de minimiser la désorientation des visiteurs à l'aide de stratégies de communication adaptées à leurs styles de navigation.

IV.1.4. L'apprentissage par évolution simulée

Imiter les principes de la sélection naturelle

La technique d'apprentissage par évolution simulée est directement inspirée de la théorie de l'évolution développée par Charles R. Darwin (1859). Rappelons à titre informatif que c'est, entre autre, cette technique que Doug B. Lenat (1983) a mobilisée pour concevoir son fameux *EURISKO* (cf. chapitre 3).

Dans le cas de cet apprentissage un peu particulier, l'espace des hypothèses H est considéré comme un environnement phénotypique, c'est-à-dire un espace composé des caractères apparents de ces sortes d'individus que sont les hypothèses notées h (cf. figure 60). En référence à l'histoire fictive que nous avons imaginée concernant la vente de vélos de route, les hypothèses de l'environnement phénotypique pourraient ainsi prendre les formes suivantes :

- « $(C = 1) \wedge (B = 0) \wedge (V = 0) \wedge (L = 0)$ »⁹⁶ ;
- « $(C = 1) \wedge (B = 0) \wedge (V = 1) \wedge (L = 1)$ » ;
- « $(C = 1) \wedge (B = 1) \wedge (V = 1) \wedge (L = 1)$ ».

À l'instar des êtres biologiques, l'environnement phénotypique artificiel dont nous venons de parler est associé à un environnement génotypique noté G (cf. figure 60). Ce dernier est, cette fois-ci, compris comme un espace composé d'informations minimales qui forment

⁹⁶ Rappelons que l'hypothèse « $(C = 1) \wedge (B = 0) \wedge (V = 0) \wedge (L = 0)$ » veut dire qu'un vélo qui comporte un cadre atypique (cf. C), qui n'est pas bicolore (cf. B) et qui n'est pas *vintage* (cf. V) n'est pas considéré comme beau (cf. L).

l'ensemble des hypothèses g et qui permettent la réalisation des hypothèses h . Toujours en référence à notre exemple de vente de vélos de route, ces informations minimales pourraient être les suivantes : les variables « C », « B », « V », « L » et leur modalités binaires « 0 » et « 1 ». Pour les spécialistes de l'apprentissage artificiel, l'environnement génotypique peut de ce fait être considéré comme un espace de travail permettant d'explorer, selon des principes proches de la théorie de l'évolution, l'environnement phénotypique. Autrement dit, c'est à l'intérieur de G que sont combinées, à l'aide de différents opérateurs dits de croisement ou de mutation (e.g., le connecteur de conjonction « \wedge »), diverses informations minimales (e.g., celles que nous venons de présenter) afin de développer différentes populations d'hypothèses $Pg(t)$. Conformément aux théories de la sélection naturelle, ces hypothèses font ensuite l'objet d'une évaluation qui n'a paradoxalement rien de naturelle puisqu'elle est généralement définie en fonction de critères spécifiques (e.g., le nombre de clics sur les recommandations). Cette évaluation a pour fonction de garantir la sélection des meilleures hypothèses, c'est-à-dire de celles qui sont le plus conformes à la réalité que représente l'espace des exemples X en fonction des critères d'évaluation préalablement définis. Ces hypothèses, que l'on pourrait qualifier d'excellence, forment de cette manière un nouveau socle de connaissances à partir desquelles pourra être réalisée la fabrication des futures générations d'hypothèses $Pg(t+1)$. Ces dernières doivent alors être comprises comme des sortes de répliques (Boullier, 2016) qui permettent d'explorer les hypothèses de l'environnement phénotypique qui représentent *in fine* l'espace des exemples X . C'est d'ailleurs en ce sens que les hypothèses $Pg(t+1)$ sont systématiquement évaluées par diverses mises à l'épreuve des données.

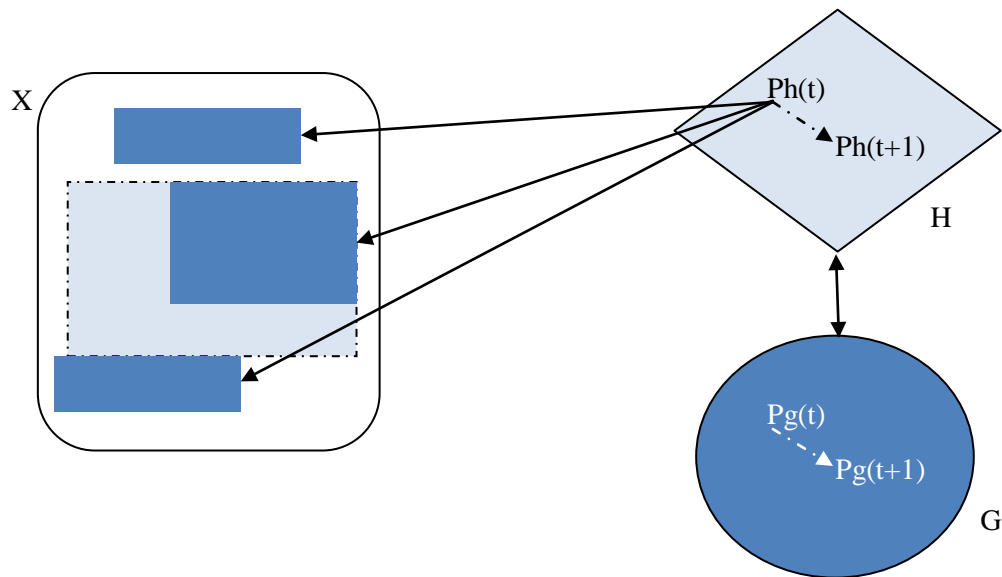


Figure 60. Apprentissage par évolution simulée

Mais, plus concrètement, comment sont opérés ces processus de construction et de sélection d'hypothèses ? Ces processus se déroulent en quatre étapes.

- L'étape 1, dite d'expression, consiste à projeter une population d'hypothèses de l'espace génotypique dans l'espace phénotypique. Pour reprendre l'exemple que nous avons mobilisé plus haut, ces hypothèses pourraient être « $(C = 1) \wedge (B = 0)$ », « $(V = 1) \wedge (L = 1)$ », ou encore, « $(C = 1) \wedge (L = 1)$ ».
- L'étape 2, dite de mesure de performance, consiste à évaluer, en fonction de critères particuliers (e.g., le nombre de clics sur les recommandations), la qualité de chaque hypothèse de la population $Ph(t)$, c'est-à-dire des hypothèses de l'espace phénotypique qui sont l'expression de la population $Pg(t)$. Dans notre exemple, l'hypothèse « $(C = 1) \wedge (B = 0)$ » serait donc plutôt associée à une mauvaise évaluation contrairement aux hypothèses « $(V = 1) \wedge (L = 1)$ » et « $(C = 1) \wedge (L = 1)$ »⁹⁷.
- L'étape 3, dite de sélection d'une opération de variation, consiste, en fonction de l'évaluation de $Ph(t)$, à sélectionner un opérateur de croisement ou de mutation qui

⁹⁷ Rappelons que nous avons trouvé que notre unique visiteur aime les vélos avec des cadres atypiques et qui sont *vintages* (cf. section III.2.2) !

va transformer $Pg(t)$. Toujours en référence à notre exemple, les hypothèses « $(V = 1) \wedge (L = 1)$ » et « $(C = 1) \wedge (L = 1)$ » pourraient de cette manière être fusionnées par le biais de l'attribut commun $(L = 1)$ en une même hypothèse « $(V = 1) \wedge (C = 1) \wedge (L = 1)$ ».

- L'étape 4, dite de variation, consiste à appliquer l'opérateur sélectionné pour obtenir la nouvelle population $Pg(t+1)$. Dans notre histoire, ces hypothèses seraient alors
« $(V = 1) \wedge (B = 0) \wedge (C = 1) \wedge (L = 1)$ » et
« $(V = 1) \wedge (B = 1) \wedge (C = 1) \wedge (L = 1)$ ».

L'apprentissage par évolution simulée peut être considéré comme une alternative à l'espace des versions dans la mesure où il n'est plus sous-tendu par l'idée que l'apprentissage consiste à rechercher et à sélectionner, au sein de H , des hypothèses qui sont ni trop générales, ni trop spécifiques. Il repose par contre sur l'hypothèse générale qu'il est possible de trouver la solution d'un problème d'apprentissage en faisant muter un petit nombre d'hypothèses qui sont historiquement évaluées comme les meilleures.

IV.2. Les techniques d'apprentissage par optimisation

Apprentissage supervisé et numérique

Comme dans les cas des techniques d'apprentissage par exploration, les techniques d'apprentissage par optimisation sont nombreuses. Cependant, à la différence des premières, elles ne sont pas qualifiées de symboliques, mais de numériques. Les plus connues sont celles qui reposent sur les modèles linéaires (Duda, Hart & Stork, 2001 ; Fisher, 1932), les réseaux de neurones (*cf.* chapitre 3), les réseaux bayésiens (Naïm, Wuillemin, Leray, Pourret & Becker, 2007 ; Pearl, 1988), les modèles de Markov cachés (Jelinek, 1976 ; Rabiner, 1989) et les inférences d'arbres (Breiman, Friedman, Olshen & Stone, 1984 ; Duda, Hart & Stork, 2001).

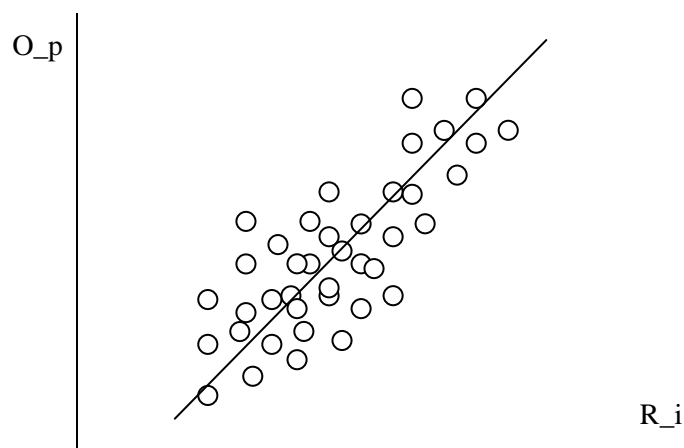
Ici, nous ne présentons que les seules techniques d'apprentissage de modèles linéaires, de réseaux bayésiens et d'inférences d'arbres pour deux raisons. La première est que nous avons vu dans le chapitre précédent comment les réseaux de neurones peuvent permettre aux agents de calcul de réaliser des tâches d'apprentissage. La seconde est que, bien que différents des techniques d'inférence grammaticale, les modèles de Markov cachés permettent de réaliser

des types d'apprentissage qui en sont relativement proches. Or, un des objectifs de ce chapitre est de rendre compte de la diversité des apprentissages que peuvent réaliser les agents de calcul.

IV.2.1. La régression linéaire

Apprendre des corrélations linéaires

La régression linéaire est la technique d'apprentissage par optimisation la plus simple et la plus connue. Par exemple, à partir de cette technique, notre agent pourrait apprendre que plus nos visiteurs ont tendance à interagir avec leur panier (O_p), plus ils ont tendance à effectuer des parcours informationnels redondants (R_i ; cf. figure 61).



O_p : fréquence d'ouverture de la page panier

R_i : indice de redondance informationnelle calculé à partir du ratio du nombre de page ouverte (pi) sur le nombre de page totale ouverte (pt), soit : $R_i = \frac{pi}{pt}$

Figure 61. Apprentissage de modèle linéaire

En admettant qu'un indice de redondance informationnelle (R_i) élevé indique une posture de recherche d'information, l'apprentissage présenté par la figure 61 pourrait ainsi permettre à notre agent d'automatiser la décision d'activation du système de recommandation de produits similaires en fonction du nombre de pages panier ouvertes par nos visiteurs (cf. figure 59). Notons qu'une régression linéaire sous-tend systématiquement l'hypothèse qu'il est possible de représenter la relation entre deux variables sous la forme d'une corrélation linéaire positive

ou négative. Cela veut dire que, dans notre exemple, son utilisation implique l'hypothèse selon laquelle les comportements de nos visiteurs peuvent être représentés par une expression du type :

- « PLUS nos visiteurs ouvrent de pages panier et PLUS/MOINS leur parcours de navigation sont redondants ».

En générale, la régression linéaire permet aux agents de calcul d'apprendre à réaliser facilement et rapidement des prédictions efficaces à partir de variables quantitatives. Elle est néanmoins une technique d'apprentissage qui n'est pas très expressive. Les réseaux de neurones sont donc la symétrie inversée des régressions linéaires dans la mesure où, s'ils permettent de rendre compte d'une certaine complexité, leur apprentissage demande une grande quantité de données et est relativement long et difficile (*cf.* chapitre 3).

IV.2.2. Les réseaux bayésiens

Apprendre des probabilités conditionnelles

La technique d'apprentissage de réseaux bayésiens est souvent mobilisée pour permettre à un agent apprenant d'extraire les conditions de félicité d'un phénomène à partir de grandes bases de données. Elle permet de réaliser une forme d'apprentissage relativement proche de celle qu'il est possible d'effectuer à l'aide de la programmation logique inductive. Néanmoins, dans le cas de l'apprentissage de réseaux bayésiens, les conditions de réalisation d'un phénomène ne sont pas comprises comme des relations d'implications au sens strict du terme. Elles recouvrent ce que les spécialistes de l'intelligence artificielle appellent des probabilités conditionnelles. Les réseaux bayésiens sont ainsi une technique d'apprentissage plus souple que la programmation logique inductive dans la mesure où leur utilisation n'implique pas que l'espace des hypothèses soit bien structuré.

Cette technique a alors le grand avantage de permettre l'identification des relations causales qui pourraient se cacher derrière une corrélation apparaissant, de *prime abord*, comme surprenante. Imaginons par exemple que notre agent apprenant ait identifié une corrélation positive entre le fait d'être un homme et celui d'acheter des vélos *vintage*. Pourrait-on directement en conclure que les hommes aiment les vélos *vintage* ? Car, à l'aide

du petit réseau bayésien présenté dans la figure 62, notre agent serait capable de repérer que si les hommes achètent nos vélos *vintage*, c'est en fait parce que :

- ils habitent majoritairement le centre d'une grande ville ;
- ces vélos ont une option « garde-boue » et une option « panier avant ».

Ces options pourraient ainsi faciliter leurs déplacements quotidiens en tout lieu et en tout temps. Compte tenu du fait que les hommes qui achètent nos vélos habitent le centre d'une grande ville, ces options constitueraient la cause de la corrélation positive existant entre le genre masculin et l'achat d'un vélo *vintage*.

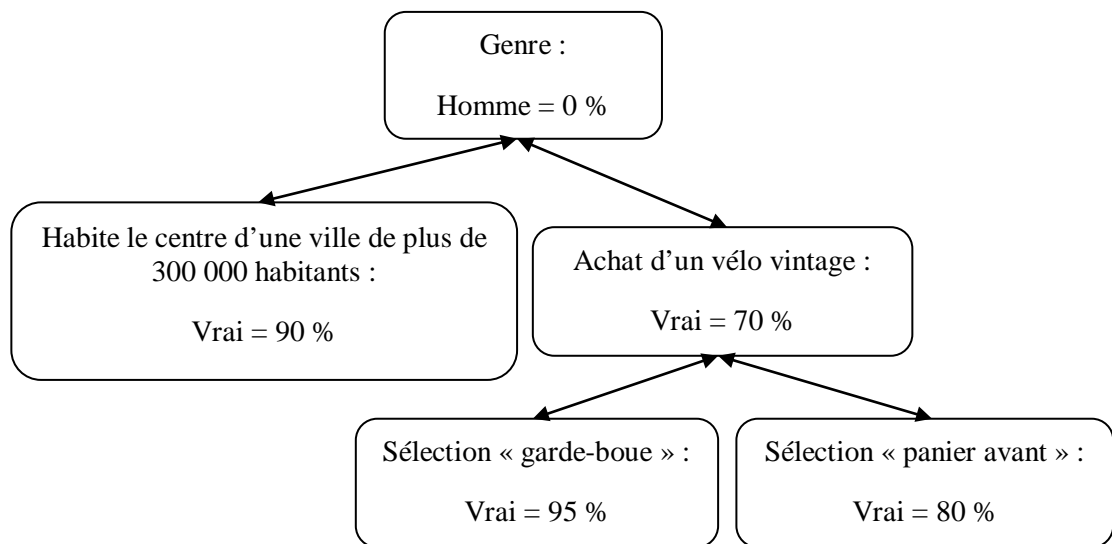


Figure 62. Apprentissage de réseau bayésien

Encore une fois, l'illustration présentée par la figure 62 est extrêmement simple. L'apprentissage de réseaux bayésiens est une technique souvent utilisée pour traiter des bases de données comportant parfois plusieurs millions d'exemples ventilés sur plusieurs milliers de descripteurs binaires. Et c'est tout son intérêt puisque, à notre connaissance, aucun expert humain n'a la capacité d'extraire tout seul une structure probabiliste à partir d'une telle quantité de données. Seuls les agents apprenants conçus à partir de la technique des réseaux bayésiens sont capables d'une telle prouesse. Aussi, comme dans le cas des autres exemples que nous avons présentés, leur utilisation recouvre une hypothèse particulière : celle qu'il est possible de dégager, à partir d'une grande base de données, une ou plusieurs structures de probabilités permettant de représenter les conditions de félicité d'un ou plusieurs

phénomènes. Cette hypothèse sous-tend ainsi l'idée qu'une plus ou moins grande partie des données considérées peuvent être représentées selon des formules du type :

- « x % des CONDITIONS A s'effectuent à CONDITION que x % des CONDITIONS B, x % des CONDITIONS C, x % des CONDITIONS D, x % des CONDITIONS E et x % des CONDITIONS f soient remplies ».

Pour reprendre notre exemple fictif, en utilisant les réseaux bayésiens, nous faisons l'hypothèse que notre agent puisse par exemple identifier qu'un homme habitant le centre d'une ville de plus de 300 000 habitants a de fortes chances d'acheter un vélo *vintage* à condition qu'il soit équipé de garde-boues et d'un panier.

IV.2.3. L'inférence d'arbre

Apprendre une architecture de décisions

L'inférence d'arbre est une technique d'apprentissage qui repose sur le vieux principe de diviser pour mieux régner. C'est d'ailleurs ce principe qui est au fondement de la théorie de la résolution de problème d'Allen Newell et d'Herbert A. Simon (1972 ; *cf.* chapitre 3). Un peu à la manière de cette théorie, l'apprentissage par inférence d'arbre consiste en effet à identifier les sous-espaces d'un problème de décision qui ont des solutions strictement identiques.

Plus concrètement, ce type d'apprentissage procède par une exploration qui va du général au particulier. Cette exploration commence par un arbre à un nœud racine. Ce nœud correspond à une partition simple de l'espace des entrées X. Afin de construire cette racine, l'agent apprenant cherche la variable dont la distribution possède l'entropie mutuelle la plus faible vis-à-vis de la décision qui doit être prise (e.g., la décision d'achat d'un vélo ; *cf.* figure 63). L'agent réitère ensuite ce même procédé, mais cette fois-ci, au niveau d'une des branches de l'arbre et en fonction de la décision qui la caractérise (e.g., le genre de l'acheteur ; *cf.* figure 63). Ce procédé est répété jusqu'à temps que tous les points de l'espace des entrées X qui sont associés à une même branche appartiennent à une même classe. Une feuille est alors créée. Elle doit correspondre à un échantillon d'exemples qualifié de pur. Cependant, cette pureté n'est généralement pas atteignable. Elle n'est de toute façon pas souhaitable puisqu'elle recouvre une forme parfaite de sur-apprentissage (*cf.* section III.4). La complexité de l'arbre est donc généralement limitée afin de lui permettre de garder un bon

niveau de généralisation. En référence à notre exemple, la figure 63 présente un arbre d'inférence que pourrait apprendre notre agent de calcul.

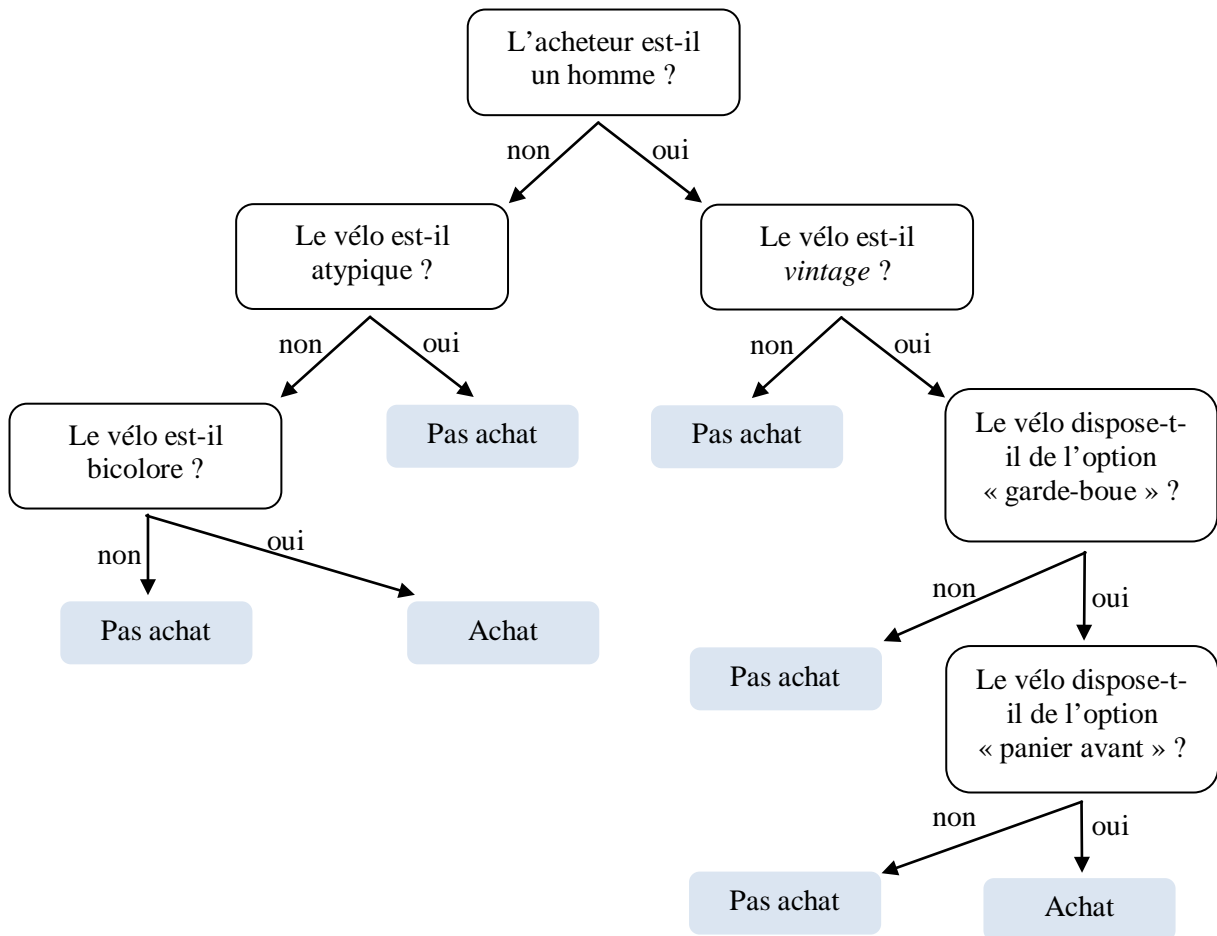


Figure 63. Apprentissage par inférence d'arbre

Un peu à la manière des agents cognitivistes, les agents de calcul conçus à partir des techniques d'apprentissage par inférence d'arbre sous-tendent l'hypothèse qu'un phénomène peut être représenté comme un problème de décision qui est décomposable en plusieurs sous-problèmes. Cette hypothèse renvoie donc à l'idée générale que les données considérées peuvent être représentées sous la forme d'un enchaînement hiérarchique plus ou moins complexe de conditions-actions. Dans notre exemple, cet enchaînement hiérarchique prend la forme d'un programme de décision binaire qui peut être exposé comme suit :

- « se demander si l'acheteur est un homme ; SI oui ALORS se demander si le vélo est *vintage* ; SI non ALORS se demander si le vélo est atypique ; etc. ».

IV.3. Les techniques d'apprentissage par approximation

Apprentissage par traduction ou essaie-erreur

À l'instar des autres techniques que nous venons de présenter, il existe plusieurs manières de permettre à un agent de calcul de réaliser un apprentissage par approximation. Les méthodes dites à noyaux en font partie (Aizerman, Braverman & Rozonoer, 1964 ; Shawe-Taylor & Cristianini, 2004).

IV.3.1. Les méthodes à noyaux

Apprentissage par traduction

Comme le montre la citation exposée ci-dessous, du point de vue des spécialistes de l'apprentissage artificiel, les méthodes à noyaux sont particulièrement intéressantes. Elles reposent sur un principe de re-description des données dans un espace multidimensionnel. Ce principe a alors la grande qualité de permettre l'apprentissage des fonctions non linéaires tout en préservant la robustesse des modèles linéaires.

« Les méthodes à noyaux permettent de trouver des fonctions de décision non linéaires, tout en s'appuyant fondamentalement sur des méthodes linéaires. Une fonction noyau correspond à un produit scalaire dans un espace de re-description des données, souvent de grande dimension. Dans cet espace, qu'il n'est pas nécessaire de manipuler explicitement, les méthodes linéaires peuvent être mises en œuvre pour y trouver des régularités linéaires, correspondant à des régularités non linéaires dans l'espace d'origine. Grâce à l'utilisation de fonctions noyaux, il devient ainsi possible d'avoir le meilleur des deux mondes : utiliser des techniques simples et rigoureusement garanties, et traiter des problèmes non linéaires. C'est pourquoi ces méthodes sont devenues très populaires récemment » (Cornuéjols & Miclet, 2010, p. 433).

Comme le montre la figure 64, l'espace de re-description noté F permet de traduire le problème d'apprentissage de fonction non linéaire que compose l'espace des entrées X en un problème d'apprentissage de fonction linéaire. L'espace F autorise de ce fait l'utilisation des règles d'apprentissage de fonction linéaire. Une fois la fonction h^* trouvée au sein de l'espace F , celle-ci est ensuite retraduite selon la projection noté ϕ . Aussi, compte tenu qu'il est bien souvent impossible d'attacher une quelconque sémantique à cette projection, les méthodes à noyaux fonctionnent généralement comme des boîtes noires.

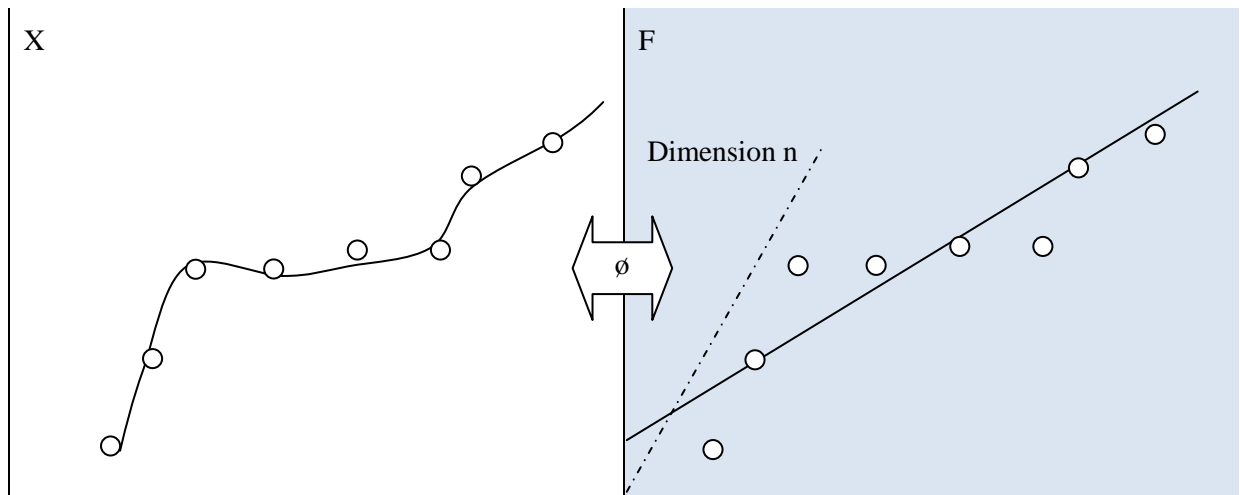


Figure 64. Méthode à noyau

En somme, les méthodes à noyaux reposent sur l'hypothèse générale qu'il est possible de trouver, selon un calcul mathématique que nous ne pouvons présenter ici⁹⁸, un opérateur de traduction (i.e., une fonction de re-description) permettant de transformer un problème d'apprentissage non linéaire en un problème d'apprentissage linéaire. Toutefois, l'inconvénient de cet opérateur de traduction est qu'il n'est généralement pas intelligible par les êtres humains. De manière analogue aux autres boîtes noires (e.g., les réseaux de neurones), si ces méthodes permettent généralement aux agents apprenants de faire de bonnes prédictions, elles ne permettent pas de rendre identifiable l'hypothèse qui en est sous-jacente. Par conséquent, en référence à ce que nous avons dit plus haut, elles sont intéressantes pour réaliser les tâches de prédiction, mais pas celles d'identification.

IV.3.2. L'apprentissage de réflexe par renforcement

Apprentissage par essai-erreur

Pour les spécialistes de l'apprentissage artificiel, une des plus fascinantes techniques d'apprentissage par approximation est l'apprentissage de réflexes par renforcement (cf. Minsky, 1961 ; Sutton & Barto, 1998). Ce dernier permet de lever le problème que pose l'adaptation d'un agent de calcul à son environnement.

⁹⁸ Pour plus de précisions sur ce calcul, nous recommandons la lecture du chapitre de l'ouvrage d'Antoine Cornuéjols et de Laurent Miclet (2010) qui traite de cette méthode.

Le principe général de cet apprentissage peut être exposé comme suit. L'agent évolue dans un monde où il est soumis à différents signaux correspondant aux états successifs de cette évolution. Plus précisément, selon la manière dont l'apprentissage est paramétré, l'agent reçoit des signaux positifs ou négatifs qui viennent sanctionner les séquences de décision qu'il prend et qui permettent de guider son comportement. Tout le travail de l'agent consiste ainsi à chercher la stratégie de conduite (les spécialistes parlent de politique) qui maximise l'espérance de son renforcement (cf. figure 65).

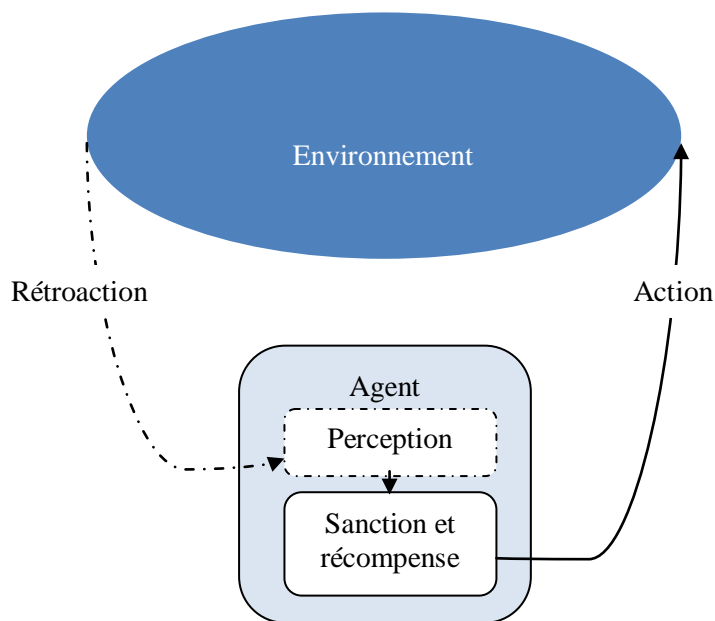


Figure 65. Apprentissage de réflexes par renforcement

Par le biais de cette technique, notre agent pourrait apprendre à approximer les préférences de nos visiteurs à l'aide d'une stratégie de recommandation qu'il déterminerait sous la forme de plusieurs séries d'essais-erreurs⁹⁹. Ajoutons que cette forme d'apprentissage par l'expérience repose évidemment sur le modèle du conditionnement des behavioristes les plus classiques (Skinner, 1971 ; Watson, 1924). Cependant, bien qu'ayant suscité de nombreux travaux depuis plus de quarante ans, ce type d'apprentissage est difficile à réaliser. Les signaux de renforcement fournis en retour des actions de l'agent n'apportent en effet que peu d'informations sur son monde et sur ses décisions. Avec le développement de la puissance de calcul que les machines ont connu ces dernières années, les techniques d'apprentissage par

⁹⁹ Par exemple, la plupart des agents de calcul développés par la société *Data Behavior* fonctionnent selon ce même principe.

renforcement ont toutefois beaucoup évolué, de telle sorte qu'elles connaissent aujourd'hui un certain succès, notamment dans le domaine du *deep learning* (cf. chapitre 3).

Il est alors intéressant de noter que cette technique est aujourd'hui une des rares à faire explicitement référence à l'intelligence du vivant. Elle est en effet directement influencée par les travaux du cybernéticien William G. Walter (1950) concernant ses fameuses Tortues de Bristol. Rappelons que ces Tortues avaient pour objectif d'imiter le comportement de l'animal en reproduisant les mécanismes de l'apprentissage par acquisition de réflexes conditionnés. Les spécialistes les présentent ainsi souvent comme les premiers robots autonomes dans la mesure où ces Tortues étaient dotées d'une certaine capacité d'adaptation et d'autogestion. Par exemple, un de leurs comportements appris consistait à trouver des sources de lumière de façon à pouvoir recharger leurs batteries. L'hypothèse générale que recouvre l'utilisation de ces techniques d'apprentissage de réflexes par renforcement peut donc être présentée de la manière suivante :

- un agent de calcul est capable d'apprendre en toute autonomie à condition de lui donner un objectif et les moyens de s'auto-punir ou de se récompenser à chaque fois qu'il s'éloigne ou s'approche de ce dernier.

En référence à notre fiction sur la vente de vélos de route, notre agent de calcul pourrait de cette façon apprendre les meilleures stratégies de recommandation en fonction des objectifs que sont l'augmentation de la durée des visites des consommateurs et des interactions avec leur panier.

IV.4. Les techniques d'apprentissage de combinaisons d'experts

Apprentissage par collection d'opinions

Les techniques d'apprentissage de combinaisons d'experts sont souvent mobilisées par les concepteurs d'agents apprenants (cf. chapitre 5). Elles reposent sur l'idée qu'un expert n'est rarement, ni omniscient, ni incontesté et qu'il ne peut donc, à lui seul, permettre au décideur d'opérer le meilleur choix. Ces techniques d'apprentissage partent ainsi du postulat qu'il est souhaitable de convoquer un comité d'experts et de combiner leurs avis pour prendre une décision.

IV.4.1. Le principe du vote

Collecter les avis d'un comité d'experts

Les techniques d'apprentissage de combinaisons d'experts fonctionnent généralement selon un principe de vote (Hansen & Salamon, 1990). Ce principe consiste à calculer une valeur pour chaque problème considéré qui prend en compte l'avis de chacun des experts. Comme nous allons le voir par la suite, ces experts ne sont rien d'autres que des agents de calcul spécialisés dans une tâche d'apprentissage particulière. Le résultat du vote de ces experts est noté H_i et peut être représenté à l'aide de la formule suivante :

$$H_i = \sum_{k=1}^L w_k h_{ki}$$

Avec :

- L correspondant au nombre d'experts ;
- w_k correspondant au poids relatif de la décision de chaque expert ;
- h_{ki} correspondant à la coordonnée courante du vecteur h_k que chaque expert produit sur une donnée d'entrée x_i .

IV.4.2. Boosting, bagging et forêts aléatoires

Organiser des espaces d'apprentissage

Une des techniques d'apprentissage de combinaisons d'experts les plus connues est le *boosting*. Dans sa version la plus classique, c'est-à-dire celle développée par Robert Schapire (1990), le *boosting* consiste à utiliser une même technique d'apprentissage sur trois sous-ensembles différents de l'échantillon de données noté S . Ces sous-ensembles peuvent être notés S_1 , S_2 et S_3 .

S_1 est un premier sous-échantillon de l'ensemble S . Une première hypothèse h_1 (qui joue le rôle de l'expert 1) est ainsi calculée sur cet ensemble. L'ensemble S_2 est ensuite défini. Il correspond à un sous-échantillon de l'ensemble $S - S_1$ et est composé, pour une moitié,

d'exemples mal classés par h_1 . Une deuxième hypothèse h_2 (qui joue le rôle de l'expert 2) est calculée sur cet ensemble S_2 . Finalement, le sous-échantillon S_3 est tiré de l'ensemble $S - S_1 - S_2$. Il est exclusivement composé d'exemples pour lesquels h_1 et h_2 sont en désaccord. Une troisième hypothèse h_3 (qui joue le rôle de l'expert 3) est calculée sur cet ensemble S_3 . L'hypothèse finale H_i est ensuite obtenue par un vote majoritaire des trois hypothèses apprises, c'est-à-dire de celles trouvées par les experts 1, 2 et 3.

Le *bagging* est également une méthode d'apprentissage de combinaisons d'experts très répandues (Cornuéjols & Miclet, 2010). Elle est une forme simplifiée du *boosting* dans la mesure où elle consiste à réaliser une même technique d'apprentissage sur différents sous-échantillons de l'ensemble S . Cependant, ces échantillons sont cette fois-ci tirés selon une méthode dite *bootstrap* que nous ne pouvons pas présenter ici¹⁰⁰ et dont le nombre est noté B . Chaque tirage est alors noté b et permet d'obtenir une hypothèse noté h_b (qui joue le rôle de l'expert b). L'hypothèse finale H_i est la moyenne des hypothèses h_b obtenues sur les B tirages.

Les forêts aléatoires (i.e., *random forest*), qui forment probablement la technique d'apprentissage aujourd'hui la plus populaire (cf. chapitre 5), sont une sorte de *bagging* réalisé à partir de la technique d'apprentissage par inférence d'arbre (Cornuéjols & Miclet, 2010). Néanmoins, à la différence du *bagging*, les forêts aléatoires reposent sur un critère de dé-corrélation entre les différents arbres considérés¹⁰¹. Ce critère de dé-corrélation confère à cette technique de très bonnes performances. Comme nous le verrons dans le chapitre suivant, elle est ainsi souvent mobilisée étant donné qu'elle est également facile à mettre en œuvre.

Les techniques d'apprentissage par combinaisons d'experts reposent sur deux hypothèses générales. La première est que des apprenants sont plus performants lorsqu'ils peuvent confronter le résultat de leur apprentissage (Piaget, 1975) et que la confrontation des expertises conduit à une prise de décision généralement plus raisonnable qu'une expertise considérée isolément (Callon, Lascoumes & Barthe, 2001). La seconde dépend de la technique d'apprentissage mobilisée pour réaliser chaque expertise. Par exemple, dans le cas des forêts aléatoires, cette hypothèse est la même que celle que sous-tend l'utilisation de la technique d'apprentissage par inférence d'arbre que nous avons exposée plus haut.

¹⁰⁰ Pour de plus amples renseignements sur cette méthode : <http://www.math.univ-toulouse.fr/~besse/Wikistat/pdf/st-m-app-bootstrap.pdf>.

¹⁰¹ Pour plus de précisions sur ce principe de dé-corrélation, nous renvoyons le lecteur à la page 591 de l'ouvrage d'Antoine Cornuéjols et de Laurent Miclet (2010).

IV.5. Les techniques d'apprentissage par découverte

Apprentissage non supervisé

Comme tous ceux qui s'intéressent aux données massives le savent bien, avec le développement du mouvement big data, les techniques d'apprentissage par découverte connaissent un certain succès. Pourquoi ? Parce qu'aux yeux des spécialistes de l'apprentissage artificiel, elles ne requièrent aucune connaissance préalable sur le jeu de données mobilisé. Avec ces techniques, il n'y a plus besoin d'espace d'hypothèses H . Cela veut dire qu'il n'y plus besoin de faire intervenir un quelconque oracle puisque ces techniques consistent précisément à réaliser le travail d'étiquetage des données qui est effectué par ce dernier. Pour les spécialistes de l'apprentissage artificiel, les techniques d'apprentissage par découverte sont ainsi une manière de répondre à la critique que Michel Foucault (1976) fait à l'égard de la catégorisation scientifique traditionnelle. Elles seraient une façon d'apprendre la structuration naturelle des données sans aucun *a priori* hormis quelques principes mathématiques. Pour autant, il ne faudrait pas croire que ces spécialistes soient dupes vis-à-vis des performances de ces techniques. Ils ont parfaitement conscience que cette structuration naturelle est produite par des mesures de distances entre les différents individus qui forment l'espace des entrées X et qui sont représentés au sein d'espaces géométriques composés de nombreuses dimensions.

De manière analogue aux autres techniques d'apprentissage, celles dites par découverte sont diverses. Cette diversité peut être présentée par le biais de deux grandes méthodes : la classification non supervisée (Bock & Diday, 2000 ; Jain & Dubes, 1988) et la fouille de donnée (Cios, Pedrycz, Swiniarski & Kurgan, 2007 ; Piatetsky-Shapiro, 1991). En résumé, la classification non supervisée a pour fonction de dégager les classes naturelles de l'espace des données d'entrées X . La fouille de donnée a, quant à elle, pour fonction de dégager les corrélations naturelles qui existent entre les variables de ce même espace X . Les méthodes de classifications non supervisées sont généralement effectuées à partir de données numériques. Elles sont fondées sur les distances et peuvent être hiérarchisées. Toutefois, nous verrons par la suite qu'il existe des techniques permettant d'effectuer une classification non supervisée sur des données symboliques. Les méthodes de fouille de données sont de deux types. Le premier consiste à rechercher des motifs fréquents (i.e., des *patterns*) dans le jeu de données. Le second consiste à dégager des règles d'association.

IV.5.1. Les k-moyennes et les cartes de Kohonen

Apprendre des regroupements à partir de distances

La méthode dite des k-moyennes et les cartes auto-organisatrices de Kohonen font partie des techniques de classification fondées sur des mesures de distances existant entre les différents individus que représente l'espace des entrées X. Ces méthodes sont souvent mobilisées par les concepteurs des agents apprenants ; et cela, plus particulièrement dans le cas des k-moyennes. De façon cursive, cette méthode consiste à trouver la partition à k blocs, c'est-à-dire à k groupes d'individus représenté par X, qui minimise la variance qui existe au sein de chacun d'entre eux. Elle repose sur le critère dit du plus proche voisin qui veut que chaque individu est affecté à une classe s'il est proche de son centre de gravité. En référence à notre fiction, nous pourrions de cette façon classer nos vélos de route en fonction, par exemple, de leurs poids et de leurs tailles. Il nous serait alors possible d'imaginer dégager trois types de vélos : ceux qui, lourds et grands, sont plutôt orientés pour la ballade ; ceux qui, plus légers et plus petits, sont plutôt faits pour la ville ; et, ceux qui, très légers et plutôt grands, sont surtout conçus pour les sorties un peu sportives.

Les cartes auto-organisatrices de Kohonen reposent quant à elles sur la technique du réseau de neurones (cf. chapitre 3 ; e.g., le cas de *FaceReader*¹⁰²). Dans ce cas, ce réseau est généralement composé de deux couches. La première correspond aux variables décrivant les individus représentés par l'espace des entrées X. La seconde est souvent représentée comme une grille de neurones à deux dimensions. Comme le montre la figure 66, cette grille est modelable. Elle est ainsi capable de s'adapter à une classification naturelle des données après un apprentissage qui se manifeste par une succession de déformations. Dans la continuité de l'exemple mobilisé précédemment, nous pourrions de cette manière imaginer que les trois groupes de points bleus que représente la figure 66 sont associés aux trois ensembles de vélos dont nous venons de parler : en haut à gauche se trouveraient les vélos plutôt orientés pour les sorties sportives (i.e., grands et légers) ; au milieu à droite, ceux qui sont plutôt conçus pour la ville (i.e., petits et relativement lourds) ; et, en bas à gauche se situeraient les vélos plutôt fabriqués pour la ballade (i.e., grands et lourds). Après une série d'itérations plus ou moins

¹⁰² Précisons toutefois que l'agent de *FaceReader* n'est pas conçu à partir des cartes de Kohonen dans la mesure où il recouvre une technique d'apprentissage qui est supervisée. Il renvoie par contre, de la même manière que les cartes de Kohonen, à un usage des réseaux de neurones qui repose sur une représentation géométrique de la force des connexions qui le composent.

longues des données d'apprentissage, notre agent de recommandation pourrait apprendre la classification naturelle de nos vélos en fonction de leur poids et de leurs tailles. Un peu à la manière dont le présente la figure 66, le réseau de neurone que nous lui aurions prêté serait en effet capable de lui permettre de se représenter géométriquement, par une suite de transformations successives, la distribution naturelle de nos vélos.

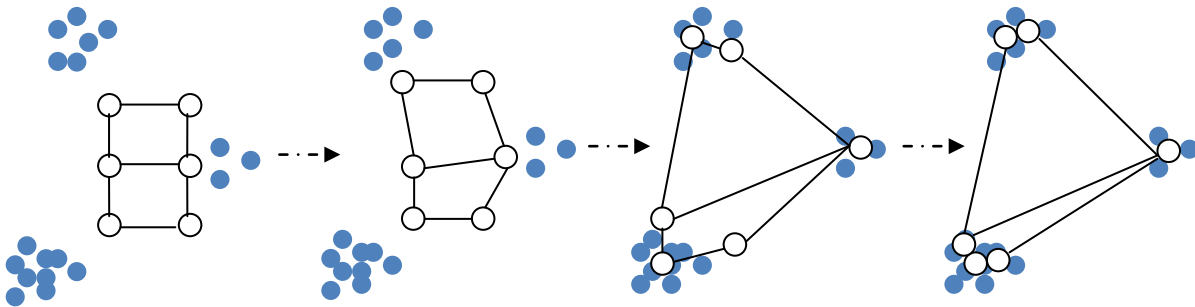
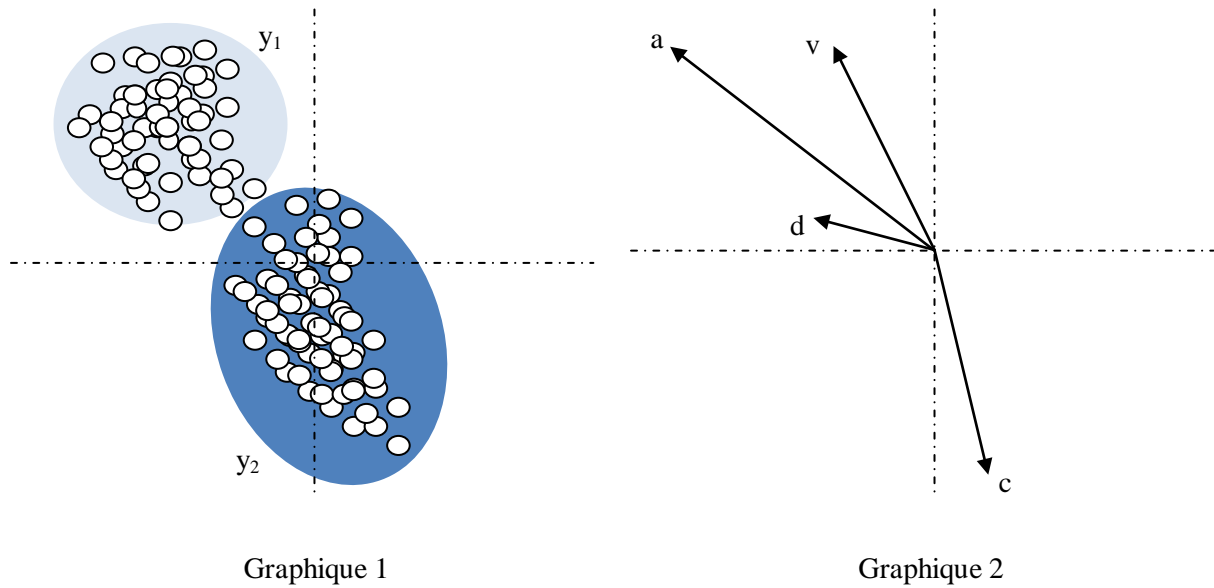


Figure 66. Carte auto-organisatrice de Kohonen

De manière plus générale et pour présenter les choses autrement, par le biais des k-moyennes ou celui des cartes auto-organisatrices de Kohonen, notre agent apprenant pourrait dégager la division naturelle de l'espace des données d'entrées X afin de déterminer par lui-même les deux classes de sorties notées y_1 et y_2 que représente le graphique 1 de la figure 67. Il pourrait de ce fait apprendre à classifier en toute autonomie l'ensemble de nos visiteurs afin de dégager deux groupes composés de ce que nous pourrions appeler les clients fidèles (y_1) et les clients infidèles (y_2). Soulignons que ces dénominations auraient été trouvées à l'aide du graphique 2 de la figure 67 qui représente les différentes dimensions qui sont associées aux axes du graphique 1. Dans la majorité des techniques de classification non supervisées, les deux axes d'un même graphique sont en effet généralement liés à différentes dimensions dans le sens où ils permettent de représenter divers indices de corrélation entre un nombre parfois très grand de variables. Dans notre cas fictif, ces variables seraient la fréquence moyenne des achats par mois (a), la fréquence moyenne des provenances d'un comparateur de prix par visite (c), la durée de chaque visite (d) et la fréquence moyenne de chaque visite par semaine. Cela veut dire que les étiquettes de clients fidèles et infidèles que nous collons aux groupes y_1 et y_2 sont réalisées selon des interprétations et des buts de connaissance qui, en tant que concepteur et implémenteur de notre agent apprenant, nous sont propres¹⁰³.

¹⁰³ Il faut en ce sens bien comprendre que les différentes techniques de classification fondées sur les distances que nous venons de présenter ne produisent que des classes. Ces classes ne sont donc pas vraiment étiquetées



y_1 : clients fidèles

y_2 : clients infidèles

a : fréquence moyenne des achats par mois

c : fréquence moyenne des provenances d'un comparateur de prix par visite

d : durée de chaque visite

v : fréquence moyenne de chaque visite par semaine

Figure 67. Classification fondée sur les distances

Les techniques d'apprentissage par découverte que sont les k-moyennes et les cartes de Kohonen sont des méthodes de classification fondées sur les distances. Par conséquent, elles reposent sur l'hypothèse qu'un échantillon de données peut être décomposé en plusieurs groupes et que les principes d'inclusion et d'exclusion régissant la constitution de ces groupes peuvent être représentés par des distances. Ainsi, dans l'exemple présenté dans la figure 67, en interprétant les classifications de notre agent à l'aide du concept de fidélité, nous faisons l'hypothèse que ce dernier est mesurable par le biais des différentes dimensions que représente chaque axe du graphique 1. Rappelons une nouvelle fois que, dans notre histoire fictive, ces dimensions sont la fréquence moyenne des achats par mois (a), la fréquence moyenne des provenances d'un comparateur de prix par visite (c), la durée de chaque visite

dans la mesure où, du point de vue de l'agent apprenant, les noms qui permettent de les désigner n'importent pas. À ses yeux, elles n'ont pas de valeurs symboliques, mais seulement numériques. Afin de pouvoir les représenter, à lui-même et aux autres, l'être humain doit alors leur coller des étiquettes. Pour ce faire, il est généralement conduit à explorer les mesures de distances qui permettent à la machine de réaliser ses classements afin de pouvoir les signifier. Dans notre exemple fictif, c'est ce que nous faisons en nommant les deux groupes d'individus découverts par notre agent de clients fidèles et infidèles à partir du graphique 2 de la figure 67.

(d) et la fréquence moyenne de chaque visite par semaine (v). Par conséquent, cette hypothèse ne fait-elle pas un peu problème ? Est-il vraiment certain que la durée de chaque visite puisse être considérée de la même manière que la fréquence moyenne des provenances d'un comparateur de prix par visite lorsque l'on souhaite diviser une population de clients en fonction de leur fidélité ?

Comme nous le montrerons dans le chapitre suivant, dans les faits, l'apprentissage par découverte est rarement réalisé de façon tout à fait naturelle. Les concepteurs qui utilisent cette technique injectent souvent un peu de leur expertise dans le jeu de données en pondérant leur distribution afin de pouvoir adapter plus étroitement l'apprentissage de leur agent de calcul à la problématique que rencontre l'implémenteur. Notons alors que ces pondérations font souvent l'objet d'évaluations établies en fonction des critères de performances plus généraux que l'agent apprenant doit permettre d'optimiser. Nous verrons dans la section IV.5.3 que ces problèmes de pondération sont d'autant plus prégnants dans le cas de l'apprentissage de classification de données symboliques.

IV.5.2. La classification hiérarchique ascendante

Apprendre à hiérarchiser des regroupements

Nous avons vu en amont qu'il est possible de réaliser des classifications hiérarchiques de données. Ces classifications sont souvent qualifiées d'ascendantes dans le sens où elles partent du postulat que chaque individu est en lui-même une classe. L'ensemble des individus qui composent l'espace X forme ainsi un grand nombre de classes de premier niveau. Ces dernières sont alors assemblées en classes de niveaux supérieurs. Ces niveaux sont ensuite hiérarchisés afin de donner :

- au plus haut niveau, une classe regroupant tous les individus de l'échantillon de données ;
- au plus bas niveau, toutes les classes composées d'un seul individu.

Une telle technique d'apprentissage pourrait de cette façon permettre à notre agent de repérer, par exemple, que le groupe des clients que nous avons qualifié précédemment d'infidèles (y_2) est lui-même composé de deux groupes (*cf.* figure 68). Ces derniers

correspondraient alors à ce que nous pourrions appeler les visiteurs réguliers (y_3) et les visiteurs irréguliers (y_4).

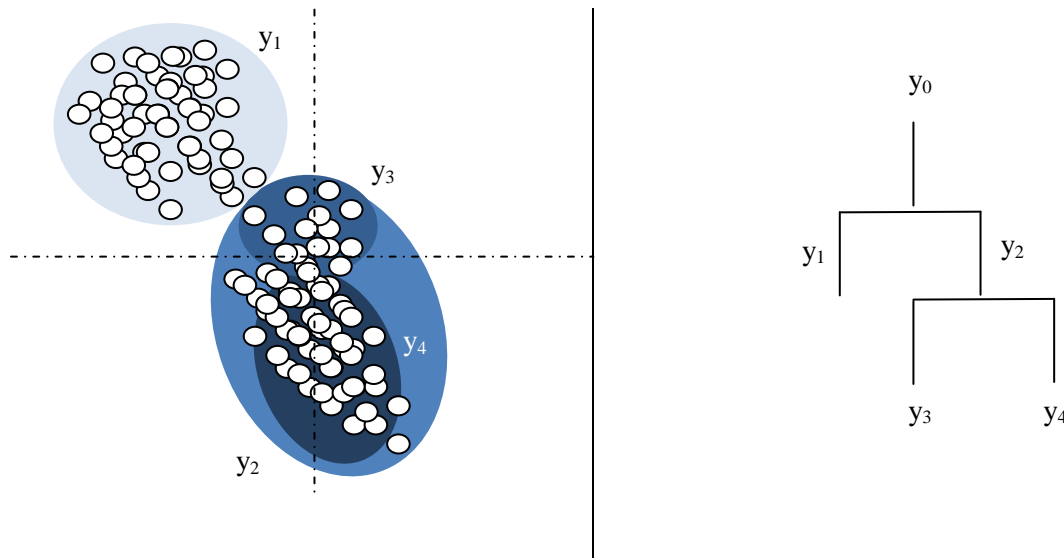


Figure 68. Classification hiérarchique ascendante

Les techniques d'apprentissage par classification hiérarchique sous-tendent la même hypothèse générale (et donc les mêmes problèmes de pondération) que les méthodes de classification basées sur les distances. Elles ajoutent toutefois l'hypothèse que la classification naturelle des données recouvre une hiérarchie qui est également naturelle.

IV.5.3. La classification de données symboliques

Mesurer des distances qualitatives

Jusqu'ici, nous avons vu que les techniques d'apprentissage par découverte recouvrent des méthodes de classification fondées sur les distances. Il est en ce sens aisé de comprendre que ces dernières sont bien adaptées au traitement des données numériques. Mais qu'en est-il du traitement des données symboliques ? Comment peut-on mesurer des distances qualitatives ? Les méthodes de classification de données symboliques reposent sur une astuce consistant à traduire chaque donnée symbolique en une donnée numérique afin de pouvoir calculer, encore une fois, des distances. Par exemple, dans le cas des descripteurs binaires vrais et faux, l'attribut vrai peut être remplacé par 1 et faux par 0. Les individus d'un même échantillon de données X peuvent ainsi être représentés à l'aide d'une série de descripteurs binaires. Les

distances les séparant peuvent ensuite être calculées, selon Richard W. Hamming (Cornuéjols & Miclet, 2010), comme suit :

$$d = \frac{c + d}{a + b + c + d}$$

Avec :

- a correspond au nombre d'attributs qui sont vrais pour les individus x_i et x_j ;
- b correspond au nombre d'attributs qui sont vrais pour x_i et faux pour x_j ;
- c correspond au nombre d'attributs qui sont faux pour x_i et vrai pour x_j ;
- d correspond au nombre d'attributs qui sont faux pour x_i et x_j .

L'apprentissage de classification de données symboliques renvoie donc à l'hypothèse forte qu'il est possible de traduire la différence entre des attributs qualitatifs par des distances quantitatives. Dans la méthode de Hamming, cette traduction est opérée en substituant à chaque attribut la valeur 1 ou 0 en fonction de sa présence ou de son absence. Aussi, si cette technique a le mérite d'être systématique et non arbitraire, elle est largement discutable. Il n'est en effet pas certain que chacun des attributs qui permettent de représenter chaque individu soit en réalité doté du même poids. Pour reprendre un des exemples exposés plus haut, il n'est pas sûr que la différence entre deux vélos comportant ou non des garde-boues puisse être considérée comme identique à celle existant entre deux vélos comportant ou non des catadioptres réfléchissants, surtout si, toujours en référence à notre fiction, nous souhaitons prédire le comportement d'achat des hommes. Afin de faire sentir ce type de différence à un agent apprenant conçu à partir de cette technique, il est alors nécessaire, un peu comme nous l'avons dit dans le cas des méthodes de classification de données numériques, d'effectuer des pondérations. Il suffirait ainsi, dans l'exemple que nous avons mobilisé, de dupliquer un certain nombre de fois l'attribut « garde-boues » afin d'augmenter son poids vis-à-vis de celui conféré à l'attribut « catadioptres réfléchissants ».

IV.5.4. Les méthodes de fouille de données

Découvrir des motifs ou des associations

La méthode de recherche de motifs fréquents est souvent utilisée dans le domaine de la fouille de donnée. Du point de vue des concepteurs des agents apprenants, il est utile de pouvoir découvrir automatiquement les motifs qui sont communs à l'ensemble (*a minima* une partie significative) de l'échantillon de données. Par exemple, pour reprendre notre fiction sur la vente des vélos de route, nous pourrions imaginer qu'à partir de cette technique, notre agent apprenant trouve par lui-même que les clients qui arrivent sur notre site à partir d'une de nos campagnes de prospection par courriel ont plus tendance à cliquer sur les recommandations et les publicités que ceux qui viennent d'un moteur de recherche.

De même, la méthode de recherche des règles d'association est souvent perçue comme utile pour exprimer les corrélations découvertes par une fouille de données. En référence à un exemple fictif que nous avons déjà mobilisé plus haut, ces techniques pourraient permettre à notre agent d'apprendre seul que les visiteurs femmes qui habitent le centre des grandes villes achètent des vélos dont le cadre est atypique. Cette règle d'association pourrait être présentée de la façon suivante :

- $\text{genre}(x, \text{femme}) \wedge \text{habitation}(x, \text{centre-ville}, > 300\,000 \text{ hab.}) \Rightarrow \text{achète}(x, \text{cadre atypique})$ [support = 15 %, confiance = 90 %].

Précisons que le support et la confiance sont deux mesures utilisées pour qualifier ce que l'on appelle généralement l'utilisabilité et la certitude des règles d'association. Dans notre exemple, le support de 15 % signifie que dans 15 % des transactions analysées, les femmes habitant le centre des grandes villes ont acheté un vélo avec un cadre atypique. La confiance de 90 % signifie que 90 % des acheteurs femmes qui habitent le centre des grandes villes ont acheté un vélo avec un cadre atypique.

À l'instar des méthodes de classification non supervisées, celles de fouille de données renvoient à une hypothèse générale très ouverte : celle que le jeu de données mobilisé recouvre une structure qu'il est possible de découvrir à l'aide d'une mesure de corrélation¹⁰⁴.

¹⁰⁴ Nous pourrions finalement considérer que ces méthodes constituent, dans une certaine mesure et du point de vue de l'agent apprenant, une manière d'émettre et de tester spontanément et systématiquement toutes les hypothèses qu'il est mécaniquement possible de faire sur la façon dont se structure une base de données.

Aussi, comme les spécialistes de l'apprentissage artificiel le rappellent souvent, ces structures sont des structures de corrélation et non de causalité. Explicitons plus avant cette idée. Les méthodes de fouille de données permettent de dégager des motifs ou des associations sans *a priori*. Cela veut dire qu'avec ces méthodes, il n'y a besoin de faire intervenir aucun modèle d'analyse préalable. Pour reprendre un exemple de Nicolas Gauvrit (2007), un agent apprenant pourrait de cette façon découvrir qu'il existe une corrélation entre la taille des pieds et le nombre de fautes d'orthographe. Plus grands sont les pieds et moins il y a de fautes. En référence à ce que nous avons dit dans la section IV.2.2, ce type de prédiction n'est-il pas un peu surprenant ? Notons par ailleurs que se trouvent ici tous les avantages de la fouille de données. Elle permet d'apprendre des connaissances, certes souvent un peu triviales, mais qui n'en sont pas moins nouvelles. Toutefois, dans notre cas, ce type de découverte est-il bien raisonnable ? Les données ne mentent pas et l'apprentissage de l'agent n'est pas partial. Le problème n'est pas là. Seulement, les méthodes de fouille de données ne peuvent permettre à cet agent de dégager que de simples corrélations. Ce n'est donc pas que de sa faute s'il ne sait pas rechercher les liens de causalité. Il faut par conséquent l'aider et penser ces liens pour lui. Car, si la variable que constitue l'âge n'est pas disponible dans la base de données mobilisée, comment ce dernier pourrait-il repérer que celle-ci joue un rôle intermédiaire ? Or, c'est bien entendu l'âge qui, dans ce cas fictif, est la cause de cette curieuse association. Nous verrons ainsi dans le chapitre suivant que les concepteurs d'agents apprenants qui mobilisent ce type de méthode passent souvent un certain temps à soigner la composition des bases de données qu'ils utilisent. Dans les faits, les découvertes d'un agent apprenant ne sont rarement tout à fait autonomes et naturelles.

Conclusion

Vers un self-service de produits open source

En référence aux travaux d'Antoinette Rouvroy, de Thomas Berns (2013) et à ceux de Dominique Cardon (2015b), les big data permettent aux agents apprenants de développer des connaissances qui ne sont plus dépendantes des catégories qui ont traditionnellement permis à la société de se penser. Les mégadonnées sont un ensemble hétérogène, de telle sorte que, si les données sociodémographiques sont des observables autorisant l'apprentissage des agents de calcul, elles ne sont pas les seuls. Comme nous l'avons vu, les données psychologiques

(i.e., comportementales et représentationnelles) et les données environnementales (i.e., situationnelles et contextuelles) permettent aux agents apprenants d'adopter une posture que nous avons qualifiée de pluralisme prédictif. Autrement dit, grâce aux big data, ces agents peuvent se départir des formes de catégorisations classiques que sont, par exemple, la classe sociale, le genre, les appartenances religieuses, politiques et ethniques. Pour autant, il ne faudrait pas en conclure que les agents apprenants se moquent de ces catégories traditionnelles puisque, souvent, ils les considèrent. Et ils le font, notamment, parce que leurs concepteurs et leurs implémenteurs travaillent à leur offrir différents moyens d'accéder à ces données¹⁰⁵ (Bolin & Schwarz, 2015), voire, parfois, achètent des services leur permettant d'en disposer (cf. le cas d'*Octopeek*). Mais, dans le sens des travaux d'Antoinette Rouvroy et de Thomas Berns (2013), les agents apprenants n'ont pas d'*a priori* sur les mégadonnées. La seule chose qui compte pour eux, c'est résoudre leur problème d'apprentissage de la façon la plus optimale possible.

Nous avons néanmoins montré que, contrairement à ce que laissent entendre Antoinette Rouvroy et Thomas Berns (2013), les connaissances produites par les agents apprenants ne peuvent pas réellement être considérées comme a-normatives puisque ces derniers n'ont pas accès à cette sorte de normativité immanente dont nous parlent les auteurs. Il ne faut pas s'y tromper. Ce n'est pas parce que les agents apprenants peuvent adopter une posture de pluralisme prédictif que les schèmes cognitifs leur permettant de rendre intelligible les données et de produire des futurs ne font pas l'objet de biais, de règles et de valeurs. Rappelons-nous, dans notre exemple fictif, lorsque nous avons décidé de ne pas tenir compte de l'attribut bicolore, c'est parce qu'en temps normal, nous considérons que cet attribut n'est pas pertinent. De même, lorsque nous avons décidé de permettre à notre agent d'effectuer ses apprentissages en ligne, c'est parce que nous pensons qu'il est normal que nos consommateurs aient des goûts fluctuants. Ou encore, lorsque nous avons décidé d'utiliser les formes normales conjonctives pour représenter l'espace des hypothèses H, c'est parce qu'encore une fois, nous trouvons normal que les préférences de nos visiteurs soient définies de manière statique en fonction des propriétés de nos vélos. Nous verrons par la suite que de nombreuses formes de normativité entrent ainsi en jeu dans le travail de conception d'un

¹⁰⁵ Par exemple, au cours d'un projet réalisé avec *Danone*, Ghislain de la société *Data Crawler* nous a confié avoir développé différentes techniques d'apprentissage statistique permettant de déterminer le genre des utilisateurs (i.e., une donnée sociodémographique) à partir des données psychologiques et environnementales dont il disposait à leurs sujets. Comme nous le verrons plus en détail dans le chapitre 6, la société *Data Crawler* ne détient en effet aucune donnée sociodémographique sur les utilisateurs des sites commerciaux de ses clients. Dans le cas du projet effectué avec *Danone*, Ghislain a ainsi travaillé à permettre à son agent de retrouver par lui-même une de ces données.

agent apprenant. L'intérêt de ce chapitre est alors de pointer le rôle crucial que jouent ces formes de normativité du point de vue des activités d'apprentissage des agents de calcul. Nous venons en effet de montrer que ces dernières composent un ensemble d'hypothèses sociocognitives sans lesquelles ces agents ne pourraient rien apprendre. Bien entendu, ces formes de normativité n'ont pas grand-chose à voir avec celles qui caractérisent les statistiques publiques si bien décrites par Alain Desrosières (2010). Comme nous avons pu l'illustrer à travers nos exemples fictifs, elles recouvrent des catégories de pensée et des modes de gouvernance qui peuvent être extrêmement localisés. Pour citer un auteur célèbre que semblent apprécier Antoinette Rouvroy et Thomas Berns (2013), les formes de normativité que véhiculent les agents de calcul seraient en ce sens peut-être moins de l'ordre de la « microphysique du pouvoir » (Foucault, 1975) que de celui d'une sorte de nanophysique du pouvoir. Et il se pourrait bien que ce soit cette dernière qui puisse expliquer comment la personnalisation qui caractérise la gouvernementalité algorithmique d'Antoinette Rouvroy et de Thomas Berns (2013) puisse paradoxalement véhiculer diverses formes de normativité qui ne sont pas, pour autant, strictement immanentes.

Nous souhaitons cependant éviter de nous engager trop loin dans la voie de la philosophie sociale. Celle-ci est réellement passionnante. Le problème n'est pas là. Seulement, nous maîtrisons trop mal ce domaine pour prétendre pouvoir l'explorer en profondeur et sérieusement. Redescendons donc à des niveaux d'abstraction moins élevés puisque c'est sur un plan formel, mais concret, que nous avons pointé comment, dans le cas des agents apprenants, le cognitif et le politique forment un couple finement intriqué. Sans objectif à atteindre, un agent de calcul ne peut souvent rien apprendre. Or, nous y reviendrons dans le chapitre suivant, cet objectif est généralement imposé par le concepteur et en concertation avec l'implémenteur. Nous avons en ce sens cherché à pointer comment, s'ils peuvent parfois constituer des êtres complexes et difficiles à prendre en main, les agents apprenants sont des sujétions par excellence. Même lorsque leurs apprentissages sont humainement incompréhensibles, ces agents n'en restent pas moins toujours fortement influencés par le choix du ou des critères qu'ils doivent optimiser¹⁰⁶. Nous avons alors vu qu'afin de permettre

¹⁰⁶ Nous souhaitons toutefois préciser que ceci vaut surtout pour les techniques d'apprentissage supervisées. Dans le cas des techniques d'apprentissage par découverte, qui sont donc non supervisées, il en va évidemment différemment puisque le seul critère à optimiser est, si l'on peut dire, une mesure de distance. Pour autant, nous avons vu dans la section IV.5 que, pour comprendre les classifications établies par ces méthodes, l'humain ne peut pas vraiment faire autrement que leur coller des étiquettes. Or, en produisant ces étiquettes, il est souvent amené à fabriquer diverses formes de pondération qui sont toujours orientées en fonction de buts de connaissance particuliers et qui sont généralement évaluées à l'aune des critères de performance que l'implémenteur cherche à optimiser. Nous avons en ce sens plusieurs fois insisté sur le fait que les

à un agent apprenant d'atteindre les objectifs de son implémenteur, les concepteurs disposent aujourd'hui de multiples techniques d'apprentissage artificiel. Et nous avons également mis en avant que ces techniques ne font, pour la plupart, aucune référence au principe de symétrie qui est à l'origine de l'intelligence artificielle. Par conséquent, si les big data permettent aux agents apprenants de ne plus performer les catégories sociales traditionnelles qui ont permis à la société d'exister, les techniques d'apprentissage artificiel leur permettent quant à elles de ne plus performer l'esprit cognitiviste et, dans une moindre mesure, l'esprit connexionniste¹⁰⁷ qui ont contribué à faire exister l'intelligence. En réunissant la statistique et l'informatique, le *machine learning* autorise un certain détachement vis-à-vis de l'intelligence et du social. Il est toutefois important de souligner que ce détachement se joue surtout à un niveau d'épistémologie globale puisqu'en tant que conception, les agents apprenants performant un scénario d'apprentissage qui renvoie d'abord à différentes hypothèses sur la manière dont il est possible de formaliser mathématiquement la production de connaissances dans un environnement de données particulier. Ceci ne veut en effet pas dire que ces hypothèses ne recouvrent pas, de manière plus ou moins explicite, des représentations particulières sur l'intelligence et le social. Seulement, ces représentations ne sont pas de l'ordre d'une épistémologie globale dans la mesure où elles sont propres à des problématiques qui, même sur le plan théorique, sont très étroitement opérationnelles. C'est d'ailleurs la prédominance de ce caractère opérationnel qui explique, au moins en partie, pourquoi, à l'inverse de Seymour Papert (Folgoas, 1976), les concepteurs des agents apprenants ne passent pas leur temps à chercher à comprendre ce qu'est la connaissance, ou encore, ce dont l'homme a besoin pour comprendre ou interpréter le monde. Comme nous le verrons plus en détail dans le prochain chapitre, ils ne travaillent pas vraiment à comprendre la machine, l'enfant ou l'expert à travers un même cadre d'analyse. Ils travaillent avant tout à comprendre l'intention du problème de l'implémenteur et à trouver la bonne manière de formaliser son traitement en fonction du jeu de données dont ils disposent.

Il est ainsi intéressant de noter que le mouvement de démocratisation des agents de calcul que l'on connaît aujourd'hui est associé à une autre dynamique complémentaire : celle de la

classifications naturelles des technologies d'apprentissage par découverte ne sont en réalité que très rarement (voire jamais) véritablement naturelles. Cela veut dire que même les agents non supervisés font généralement l'objet, dans les faits, d'une influence qui émane de représentations humaines.

¹⁰⁷ Comme nous l'avons vu précédemment, à l'ère du big data, les réseaux de neurones connaissent en effet un certain succès. Cependant, pour les professionnels qui les utilisent, ces techniques tendent aujourd'hui à être avant tout considérées comme une manière de formaliser statistiquement l'apprentissage des machines plus que comme une façon de représenter et d'étudier l'intelligence. Et cela, même si, nous l'avons également déjà dit, les grands laboratoires de recherche publics et privés continuent, quant à eux, à faire exister l'esprit connexionniste que recouvrent les réseaux de neurones.

diversification et de la démocratisation des technologies d'apprentissage artificiel. Souvenons-nous, au temps des agents cognitivistes, connexionnistes, voire hybrides, ce sont surtout les spécialistes de l'intelligence artificielle qui peuvent fabriquer et manipuler les agents de calcul (cf. chapitre 3). Or, avec le développement des TIC qui a permis aux différentes générations de données massives d'exister (cf. chapitre 2), tout le monde peut potentiellement accéder aux techniques du *machine learning* dont un grand nombre de codes sources sont d'ailleurs maintenant ouverts¹⁰⁸. D'autant plus que, comme nous l'avons dit dans le chapitre 2, différents acteurs comme *Makazi* et *Dataiku* proposent diverses solutions permettant au plus grand nombre de devenir des faiseurs d'algorithmes. Les technologies d'apprentissage artificiel tendent de ce fait à former une sorte de *self-service* de produits *open source*. Ce *self-service* est alors accompagné de divers supports¹⁰⁹ favorisant l'autoformation des concepteurs d'agents apprenants de façon à permettre un traitement progressif, mais durable, du problème que pose la fameuse pénurie des scientifiques des données (cf. chapitre 2). Il en découle une formidable appropriation des technologies d'apprentissage artificiel par les acteurs de la production et de la distribution des biens et des services. Si une grande partie du tissu économique des pays industrialisés reste encore aujourd'hui nouée par des technologies de calcul plutôt classiques, les agents apprenants s'y immiscent effectivement à une vitesse sans précédent. C'est donc afin de mieux saisir les formes de cette intégration que nous proposons maintenant d'examiner, non plus les activités d'apprentissage des agents de calcul, mais celles de conception des agents apprenants.

¹⁰⁸ C'est par exemple le cas de la fameuse bibliothèque d'algorithmes d'*Apache Mahout*.

¹⁰⁹ Il s'agit, par exemple, de *Massive Open Online Courses (MOOC)*, de blogs ou encore de tutoriels qui sont aujourd'hui disponibles en très grands nombres sur le web.

Chapitre 5. La conception des agents apprenants

Introduction

Quel supplément d'âme ?

Dans le chapitre 3, nous avons exposé un extrait d'interview d'Abraham Moles qui, en 1963, se demande si les agents de calcul ne peuvent pas constituer cette sorte de supplément d'âme que réclame le philosophe Henri Bergson ([1932] 1984) au début du XX^{ème} siècle. Plus précisément, voici ce que ce philosophe nous dit à ce sujet.

« Si nos organes sont des instruments naturels, nos instruments sont par là même des organes artificiels. L'outil de l'ouvrier continue son bras ; l'outillage de l'humanité est donc un prolongement de son corps. La nature, en nous dotant d'une intelligence essentiellement fabricatrice, avait ainsi préparé pour nous un certain agrandissement. Mais des machines qui marchent au pétrole, au charbon, à la « houille blanche » et qui convertissent en mouvement des énergies potentielles accumulées pendant des millions d'années, sont venues donner à notre organisme une extension si vaste et une puissance si formidable, si disproportionnée à sa dimension et à sa force, que sûrement il n'en avait rien été prévu dans le plan de structure de notre espèce : ce fut une chance unique, la plus grande réussite matérielle de l'homme sur la planète. [...] Mais], dans ce corps démesurément grossi, l'âme reste ce qu'elle était, trop petite maintenant pour le remplir, trop faible pour le diriger. D'où le vide entre lui et elle. D'où les redoutables problèmes sociaux, politiques, internationaux, qui sont autant de définitions de ce vide et qui, pour le combler, provoquent aujourd'hui tant d'efforts désordonnés et inefficaces : il y faudrait de nouvelles réserves d'énergie potentielle, cette fois morale. Ne nous bornons donc pas à dire, comme nous le faisons plus haut, que la mystique appelle la mécanique. Ajoutons que le corps agrandi attend un supplément d'âme » (Bergson, [1932] 1984, p. 331).

Ainsi, il nous semble que l'intuition d'Abraham Moles (Lallier, 1963) n'est peut-être pas aussi rocambolesque qu'elle n'y paraît. Les agents de calcul, et plus particulièrement

aujourd'hui, les agents apprenants peuvent effectivement être considérés comme ces « nouvelles réserves d'énergie potentielle » dont nous parle Henri Bergson ([1932] 1984) et qui doivent permettre aux hommes de combler ce « vide » qui existe entre l'« âme » et ce « corps démesurément grossi ». Comme nous l'avons vu dans le chapitre 2, avec le développement des TIC (notamment celui des capteurs), une partie toujours plus grande des interactions entre ces corps humains et ces grossissements qu'en constituent les machines sont aujourd'hui tracées. Ces interactions sont de ce fait transformées en données de perception qui sont alors stockées ou, si l'on préfère, mémorisées à l'aide des centres de données. Le système d'information que recouvre le big data ne pourrait-il donc pas être compris comme un composite de multiples systèmes nerveux matériels prolongeant ceux des humains ? Un peu comme au début de l'intelligence artificielle, cette manière de représenter symétriquement les choses est probablement un peu cavalière. Mais, si nous la poussons un peu plus loin, nous pouvons dire que ce sont ces systèmes nerveux, alors composés de dimensions périphériques et centralisées, qui doivent permettre la coordination avec les environnements interne et externe de l'organisme en question. Que manque-t-il donc à ces réseaux de nerfs artificiels qui prolongent les corps humains ? N'est-ce pas ce « supplément d'âme » dont nous parle Henri Bergson ([1932] 1984) ? Qu'est-ce qui constituerait donc ce fameux supplément d'âme ? La réponse est, bien sûr, les agents de calcul. Si l'intuition d'Abraham Moles (Lallier, 1963) peut paraître quelque peu surannée, elle reste ainsi, à nos yeux, particulièrement intéressante dans la mesure où elle permet de pointer avec une grande acuité l'importance des enjeux associés au mouvement de démocratisation des agents de calcul qui caractérise l'avènement de ce que nous avons appelé en amont la quatrième génération de big data.

Cette intuition est d'ailleurs d'autant plus stimulante que, si nous nous référons directement aux propos d'Henri Bergson ([1932] 1984), elle est une façon de pointer la dimension morale (au sens large du terme) de ces agents. Elle va donc dans le sens de ce que nous avons dit précédemment, c'est-à-dire que, bien que les agents de calcul détiennent une certaine autonomie d'apprentissage, les inférences qu'ils produisent ne sont pas dénuées de toute forme de normativité. Les agents cognitivistes, connexionnistes, intégrés, mais aussi les agents statistiques, ne sont pas que des êtres matériels : ils sont aussi des êtres sociaux. Et ils le sont dans la mesure où ils véhiculent inmanquablement de multiples hypothèses sur la manière dont il est possible de produire des connaissances dans un environnement de données. Le fait qu'avec les technologies de *machine learning* et les big data, les agents apprenants sont aujourd'hui capables de se départir des épistémologies globales

traditionnellement associées à l'intelligence et à la société n'y change rien. Ce n'est pas parce que ces agents peuvent adopter ce que nous avons appelé une posture de pluralisme prédictif qu'ils ne véhiculent plus aucune hypothèse sur le monde social. Ce n'est pas parce que ces agents ne font plus vraiment référence au principe de symétrie qui est à l'origine de l'intelligence artificielle qu'ils ne comportent plus aucune hypothèse sur la manière dont il est possible de produire des connaissances. Sur le plan purement formel, les agents de calcul ne peuvent en effet rien apprendre sans que les hommes leur prêtent un certain nombre d'hypothèses sociocognitives (cf. chapitre 4). Il faut en ce sens bien comprendre qu'à la différence de leurs concepteurs qui sont en partie des êtres biologiques, ces agents ne peuvent qu'être des entités purement socio-matérielles puisqu'ils ne sont pas, sauf de manière très indirecte, le produit de la nature. Même les agents connexionnistes, qui reposent pourtant sur l'hypothèse forte que l'intelligence est naturelle, sont avant tout le produit de la culture. Sans la science et les hommes qui la font, comment serait-il possible d'imaginer leur existence¹¹⁰ ? Et, à notre connaissance, il n'existe pas d'entité sociale qui soit intégrée aux communautés humaines et qui ne comporte pas, aussi infime soit-elle, une dimension morale (toujours au sens large du terme).

C'est donc afin de mieux comprendre cette dimension que nous proposons maintenant d'examiner les activités de conception des agents apprenants. Comme nous l'avons dit en amont, ce chapitre est ainsi la continuité directe du précédent. Si nous venons de voir que les activités d'apprentissage des agents de calcul sont nécessairement sous-tendues par différentes hypothèses sur la manière dont il est possible de produire des connaissances dans un environnement de données, nous n'avons rien dit des formes concrètes de ces dernières. Nous nous sommes simplement appuyé sur un cas fictif qui, s'il a le mérite de rendre correctement compte des activités d'apprentissage des agents de calcul, ne permet pas de bien saisir celles de conception des agents apprenants. Pour le dire autrement, nous avons vu dans le chapitre précédent comment les agents apprenants peuvent produire des hypothèses sur le monde, c'est-à-dire ce que nous pourrions appeler, en référence aux travaux de Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989), des pensées de machine. Nous avons vu que ces pensées, pour exister, font nécessairement l'objet d'un scénario d'apprentissage. Nous avons de cette façon montré que les agents apprenants ne voient pas la réalité de manière immanente. Ils y accèdent par le biais de ce que nous pourrions appeler, à la suite des travaux d'Alexandre Mallard (2009), un

¹¹⁰ Rappelons que, comme nous l'exposons dans le chapitre 3, Seymour Papert a d'ailleurs une conscience très aiguë de cette dimension culturelle (Folgoas, 1976 ; Guirardoni, 1981).

cadre cognitif et relationnel. Dans ce chapitre, la question que nous souhaitons traiter est donc la suivante : sur le plan empirique, comment est construit ce cadre ? Nous avons dit précédemment qu'avec le développement des technologies de *machine learning*, les agents de calcul tendent à recouvrir des formes de normativité qui sont moins de l'ordre des épistémologies globales que de celui des épistémologies locales. Nous avons ainsi pointé que, pour permettre à son agent apprenant d'atteindre les objectifs de l'implémenteur, le concepteur doit travailler à bien comprendre la politique de ce dernier. Afin d'examiner le questionnement que nous venons d'exposer, nous proposons par conséquent de tester l'hypothèse double selon laquelle :

- les activités de conception des agents apprenants recouvrent empiriquement un travail de mise en pertinence ;
- ce travail de mise en pertinence implique la participation active du concepteur, mais aussi celle de l'implémenteur.

Pour mettre à l'épreuve cette double hypothèse, nous nous appuierons principalement sur une série d'entretiens exploratoires et semi-directifs conduits auprès de différents concepteurs d'agents apprenants. Nous verrons que les activités de conception de ces derniers peuvent être comprises en trois grandes phases qui comportent systématiquement différentes étapes. Plus exactement, nous montrerons que la fabrication d'un agent apprenant commence généralement par une étape de récupération des données qui nécessite diverses compétences socioéconomiques. Nous soulignerons que ces données ont une histoire qui cristallise parfois de lourds enjeux organisationnels et qu'elles sont porteuses de valeurs épistémiques particulières dans la mesure où elles constituent des indices qui représentent des réalités spécifiques. Nous mettrons en avant que les concepteurs doivent connaître et comprendre cette histoire et ces valeurs afin de pouvoir saisir les attentes de l'implémenteur, leurs faisabilités et le contexte organisationnel à l'intérieur duquel leur agent doit par la suite s'intégrer. Nous verrons que cette étape de récupération des données s'accompagne d'une étape de définition d'un projet qui est, au départ, généralement assez ouvert. Nous rendrons compte de la manière dont cette deuxième étape de définition recouvre une démarche exploratoire qui est traitée selon des finalités pragmatiques et qui est définie par un ensemble de ressources et de contraintes organisationnelles. Nous verrons que c'est par le biais de ces étapes de récupération des données et de définition du projet que le concepteur et l'implémenteur travaillent à formaliser la demande de ce dernier. Nous montrerons ensuite

qu'une fois un premier jeu de données récupéré et une première définition du projet réalisée, les concepteurs commencent par explorer les données. Nous soulignerons qu'ils utilisent pour cela différentes technologies de visualisation de façon à pouvoir comprendre les grandes lignes des structures associatives que recouvrent ces données. Nous exposerons comment cette exploration est effectuée à l'aide de l'implémenteur qui joue un rôle important puisqu'il s'agit, pour le concepteur, de mieux saisir l'intention du problème de son client. Nous pointerons que cette étape de visualisation permet alors à ce même concepteur de dégager certaines hypothèses sur la réalité que réfère les données. Nous ajouterons que ces hypothèses sont d'une importance non négligeable puisqu'elles permettent de régler les points de vue de l'agent (*cf.* chapitre 4) à travers les différentes étapes que sont : le nettoyage des données, la création, l'ajout et la sélection de variables. Nous verrons que ces activités de structuration des données correspondent à ce que nous appellerons, toujours en référence au chapitre précédent, la phase de formalisation du problème d'apprentissage. Nous présenterons ensuite comment, une fois cette phase réalisée, les concepteurs se lancent dans une première élaboration de leurs agents apprenants. Nous montrerons qu'ils sont de cette façon conduit à décider, avec les implémenteurs, des formes des régimes d'anticipation de leurs agents. Nous soulignerons ainsi que, si les technologies d'apprentissages artificiels les plus sauvages ont le vent en poupe, de nombreux implémenteurs éprouvent, encore aujourd'hui, quelques résistances à adopter des agents dont ils ne peuvent que difficilement comprendre et contrôler le fonctionnement. Nous verrons qu'une fois une première architecture cognitive de l'agent développée, les concepteurs doivent ensuite élaborer les principes permettant d'évaluer les performances des apprentissages qu'elle permet. En référence au chapitre 4, nous montrerons que ces tests sont d'une grande importance puisqu'ils doivent être réalisés afin d'éviter que l'agent s'engage dans diverses formes de sous-apprentissage ou de sur-apprentissage. Nous nommerons cette troisième phase celle du développement de l'agent apprenant. Nous exposerons ensuite comment les phases de formalisation de la demande, de formalisation du problème d'apprentissage et de développement de l'agent apprenant composent *in fine* un processus de découverte d'un marché qui doit permettre d'associer de nouvelles ressources à de nouveaux besoins. Nous soutiendrons que la conception des agents apprenants peut en ce sens être considérée comme une science opérationnelle nouvelle qui constitue le prolongement de ce que les sociologues critiques de la modernité ont souvent appelé l'intellectualisation des activités sociales. Nous montrerons que tout l'art de cette nouvelle forme d'intellectualisation est, pour le concepteur, d'aider l'implémenteur à formaliser les épistémologies locales que doit encapsuler l'agent et de faire en sorte que ce dernier s'y

conforme effectivement afin de pouvoir garantir sa pertinence. Nous verrons en ce sens que les activités de conception des agents apprenants sont des activités d'enquêtes sociotechniques et psychotechniques qui se situent quelque part entre un travail scientifique et un travail créateur. Nous concluons en soulignant que, du point de vue de l'environnement de conception, ces agents apprenants peuvent par conséquent être considérés comme des co-crétions. Nous ajouterons que les activités de co-crétions des agents apprenants pourraient alors contribuer à instaurer de nouvelles frontières entre l'intelligence des hommes et celle des machines qui ne feraient finalement que renforcer cette autre séparation, probablement plus profonde, qui existe entre recherche fondamentale et recherche appliquée.

I. Décrire la conception des agents apprenants

Entretiens exploratoires et semi-directifs

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé une description formelle des agents apprenants. Nous avons vu que ces derniers peuvent constituer une hybridation plus ou moins complexe de petits agents apprenants ou, si l'on préfère, de plusieurs modules statistiques. Nous avons montré que ces modules comportent systématiquement des hypothèses particulières sur la manière dont il est possible d'apprendre des connaissances à partir de grands environnements de données. Sur le plan purement matériel, nous avons pointé que les connaissances développées par les agents apprenants sont indissociables de la politique : pour pouvoir produire des futurs, ces derniers doivent être cadrés par une stratégie collective. Nous avons en ce sens souligné que la conception d'un agent apprenant doit nécessairement impliquer une certaine collaboration entre le concepteur et l'implémenteur. En tant qu'agents de calcul, les agents apprenants sont des êtres matériels, mais aussi sociaux. S'ils font l'objet d'une technologisation visant à les rendre matériellement plus intelligents, ils font également l'objet d'une socialisation qui doit garantir la pertinence de cette intelligence.

En effet, du point de vue du concepteur, à quoi pourrait servir une machine capable de computer ou d'associer des quantités gigantesques d'informations si elle ne répond pas aux attentes de celui qui l'implémente ? À quoi pourrait servir de concevoir une telle machine si elle n'est pas intégrable à l'organisation sociotechnique de l'implémenteur ? À quoi pourrait servir de fabriquer un agent de calcul super-intelligent s'il ne permet pas à cette organisation d'atteindre ses objectifs ? Autrement dit, à quoi pourrait servir d'élaborer un agent apprenant

s'il n'est pas acceptable, utilisable et utile pour l'implémenteur ? Comme nous l'avons vu dans le chapitre 1, un peu à la manière d'un énoncé, un agent apprenant, pour être performatif, doit être pertinent. Pour bien comprendre cette idée, il suffit de se poser la question suivante : qu'elle pourrait-être la force illocutoire d'un énoncé extrêmement intelligent, mais objectivement et subjectivement inutile et incompréhensible par l'interlocuteur ? Pour pouvoir performer la réalité, un agent apprenant doit donc d'abord passer la première épreuve de la pertinence qui se joue au niveau de l'environnement de conception, c'est-à-dire des relations qui associent le concepteur, l'agent et l'implémenteur.

C'est pourquoi, afin de mieux comprendre comment cette pertinence est produite, nous proposons dans ce chapitre de rendre compte des activités de conception des agents apprenants. Pour ce faire, nous nous appuyerons essentiellement sur un corpus de plusieurs observations, entretiens exploratoires et de 14 entretiens semi-directifs.

I.1. Recrutement des participants

Des *start-up* aux challenges de *datascience.net*

Le recrutement des participants a été effectué de deux façons.

Comme nous l'avons expliqué en introduction, nous avons réalisé, au cours de notre travail de thèse, 5 séries d'entretiens et d'observations dans 5 *start-up* développant différentes applications marchandes des technologies big data. Nous avons ainsi effectué plusieurs entretiens formels et informels avec les concepteurs de ces technologies. Nous avons de cette façon pu recueillir entre 3 et 10 heures d'entretiens concernant le travail de conception réalisé par chaque *start-up*. Une fois associés à notre corpus d'observations, ces entretiens nous ont permis d'explorer les activités de conception des agents apprenants.

Pour renforcer cette première exploration, nous avons ensuite cherché à recruter d'autres concepteurs de ce type d'agents. Nous avons pour cela pris contact avec plusieurs professionnels engagés dans un ou plusieurs challenges proposés par *datascience.net*. En résumé, *datascience.net* est une plateforme permettant aux entreprises de proposer différents challenges aux concepteurs d'agents apprenants qui souhaitent jouer le jeu de la compétition¹¹¹. En 2014, c'est-à-dire au moment où nous avons réalisé le recrutement des

¹¹¹ Notons que ce type d'initiative a d'abord vu le jour aux États-Unis avec des entreprises qui, comme *Netflix*,

enquêtés, les challenges proposaient par cette plateforme étaient les suivants¹¹² (cf. tableau 13).

Tableau 13. Les challenges de datascience.net

Organisme	Intitulé et descriptif du challenge
	Prédiction de la fréquentation des gares <i>SNCF</i> en Île-de-France
<i>SNCF</i>	Descriptif : le challenge consiste à construire un modèle permettant d'estimer efficacement le nombre de voyageurs montant par gare pour un jour de semaine, dans les gares <i>SNCF</i> du réseau Ile-de-France, à partir de données <i>open data</i> caractérisant la gare d'un point de vue <i>SNCF</i> (nombre de lignes, nombre de trains par jour, services en gare, etc.), mais également de données externes (caractéristiques sociodémographiques de la ville, présence de transports urbains, etc.).
	Modéliser les consommations électriques des sites B2B
<i>Ecometering</i>	Descriptif : <i>Ecometering</i> , filiale du groupe <i>GDF SUEZ</i> , conçoit, développe et opère des solutions innovantes, clé en main, pour la maîtrise et le pilotage intelligent de l'énergie, adaptées à tous les segments de marché au niveau Européen (particuliers, professionnels, industrie/tertiaire). L'objectif de ce challenge est de disposer de modèles prédictifs permettant d'estimer la consommation électrique d'un ensemble de sites industriels ou tertiaires, à partir de leurs historiques de consommations et des données de météo.
	Estimation du prix de vente de véhicules d'occasion
Anonyme	Descriptif : il s'agit de fournir un modèle d'estimation du prix de vente de véhicules d'occasion, à une maille d'analyse la plus fine possible, à partir du descriptif et des caractéristiques du véhicule, des éléments connus de sa vie (kilométrage...), et des historiques de transaction.
	Modéliser l'impact des conditions économiques sur le comportement des clients
<i>AXA France</i>	Descriptif : l'objectif d' <i>AXA France</i> est de disposer de modèles prédictifs permettant d'appréhender le comportement des clients selon différentes situations de marché (évolution des taux du marché, des prix de l'immobilier...).
	Développement d'octroi
Anonyme	Descriptif : il s'agit de développer un score d'octroi d'un produit donné pour une filiale d'un grand groupe bancaire. Un modèle de score d'octroi se définit comme étant une fonction mesurant le risque de défaillance d'une contrepartie. Cette fonction s'exprime, schématiquement, par une combinaison de variables jugées explicatives de ce risque. La construction d'un modèle de score repose ainsi sur l'idée que le lien observé dans le passé entre les caractéristiques de la contrepartie

ont organisé, dès 2006, des prix visant à mettre en compétition les agents de calcul développés par un plus ou moins grand nombre de professionnels des données. Ajoutons à titre informatif qu'aujourd'hui, *Kaggle* est la version américaine de *datascience.net*.

¹¹² Précisons que chaque challenge est associé à un prix qui peut, dans certain cas, s'élever à plusieurs milliers d'euros.

et le critère à modéliser continue de se vérifier dans le futur.

	Score de délivrance d'un brevet européen
<i>Caisse des Dépôts</i>	Descriptif : le challenge consiste à proposer un modèle de score de la probabilité de délivrance d'un brevet.
	Prédiction d'intervalles de températures
<i>GENES</i>	Descriptif : l'objectif est de prévoir les meilleurs intervalles de températures de la ville de Candelia à partir des données météorologiques sur cette ville des cinq jours précédents. La qualité est mesurée par la longueur moyenne des intervalles. Le livrable est un ensemble d'intervalles.
	Prévision de consommation d'électricité d'un site tertiaire
Anonyme	Descriptif : le challenge consiste à proposer un modèle de prévision à moyen terme de la consommation d'électricité d'un site tertiaire d'un industriel, par tranche de 10 minutes.

Nous avons donc pris contact avec les professionnels qui étaient les mieux classés sur les différents challenges exposés dans le tableau 13 afin de solliciter leur participation à notre campagne d'entretiens. Nous avons ainsi réalisé 14 entretiens semi-directifs d'1 heure et 30 minutes en moyenne sur la thématique des activités de conception des agents apprenants.

I.2. Grille d'entretien

Des représentations sur des pratiques

Ces entretiens semi-directifs ont été conduits à l'aide du guide présenté dans le tableau 14.

Tableau 14. Guide d'entretien sur les activités de conception des agents apprenants

Thématique	Questions de départ et notes
Parcours de formation et professionnel	Question de départ : pouvez-vous me présenter brièvement votre parcours de formation et votre parcours professionnel ?
Description détaillée des activités de conception	<p>Question de départ : pouvez-vous me décrire vos activités professionnelles à partir d'une situation problématique particulière ?</p> <p>Deux axes principaux associés à deux sous-questions :</p> <p>Axe 1 : pouvez-vous présenter de façon détaillée la démarche cognitive et technique que vous avez déployée pour résoudre cette situation problématique ?</p> <p>Axe 2 : pouvez-vous présenter le contexte organisationnel dans lequel s'est insérée cette démarche ?</p> <p>Notes : si le participant rencontre des difficultés, lui proposer de prendre le cas d'un des challenges pour le lancer.</p>
Description générale du travail quotidien	Question de départ : pouvez-vous me décrire de façon générale vos activités professionnelles au quotidien ?

La première partie de l'entretien avait pour objectif de retracer le parcours de formation et le parcours professionnel de l'interviewé. Dans les travaux que nous présentons ici, nous ne mobilisons pas les informations recueillies sur cette thématique. La deuxième partie de l'entretien visait à repérer les pratiques qui permettent la fabrication des agents apprenants. Pour ce faire, nous avons cherché à structurer les propos des interviewés autour des deux axes que sont :

- la description des démarches cognitive et technique engagées dans le travail de conception ;
- la description du contexte socio-organisationnel à l'intérieur duquel ces démarches s'insèrent.

Lorsque les enquêtés éprouvaient des difficultés à trouver des cas particuliers leur permettant de décrire leur activités professionnelles, nous leur avons proposé de s'appuyer sur un des challenges de *datascience.net* (cf. tableau 14). Il nous semblait en effet que ces challenges pouvaient constituer des exemples intéressants puisqu'ils sont associés à de réelles problématiques (cf. tableau 13). Certains des enquêtés ont donc mobilisé ces derniers pour présenter leurs activités de conception. La troisième partie de l'entretien consistait à mieux

comprendre le contexte général au sein duquel ces activités pouvaient exister. La finalité de ce troisième axe thématique avait pour but d'identifier plus clairement le travail généralement déployé par les concepteurs des agents apprenants.

Aussi, si nous avons conscience que les entretiens ne sont pas la meilleure méthode pour analyser les pratiques (Kaufmann, 1996), ils n'en restent pas moins intéressants pour plusieurs raisons. La première est la suivante. Réaliser des observations concrètes du travail de conception est particulièrement difficile. Cela implique de pouvoir rencontrer le partenaire au début de la fabrication du dispositif et de pouvoir suivre son évolution jusqu'à sa finalisation. Dans notre cas, les 5 *start-up* que nous avons rencontrées ne faisaient plus de recherche lorsque nous les avons sollicitées. Elles étaient essentiellement focalisées sur le développement de leur technologie. Par conséquent, nous n'avons pas pu observer le travail de conception en train de se faire.

La seconde raison est que la méthode de l'entretien peu constituer un outil intéressant pour examiner les activités de conception. Elle permet de recueillir des représentations sur un nombre relativement grand d'expériences professionnelles. Lors des interviews que nous avons conduits, nous avons abordé plusieurs dizaines de cas d'élaboration d'agent apprenant. Or, il nous aurait été impossible d'en observer autant (au sens méthodologique du terme) durant un travail de thèse. Soulignons néanmoins que l'entretien n'est un bon moyen d'étudier les activités de conception qu'à condition que le chercheur puisse correctement se les représenter. Pour bien comprendre ce que lui raconte l'enquêté, le chercheur doit pouvoir partager son environnement cognitif. Les recherches et les observations que nous avons préalablement engagées sur l'histoire et le fonctionnement des agents de calcul nous ont en ce sens été d'un grand secours. Lors de la conduite des entretiens et de leurs analyses, ces dernières nous ont en effet permis de repérer et comprendre correctement les différentes activités de conception décrites par chaque enquêté.

Transition. Étudier les activités de conception

La production de la pertinence de premier niveau

Nous avons vu précédemment que la performativité des agents de calcul pouvait être étudiée à travers deux niveaux de pertinence. Rappelons que le premier niveau se joue entre le concepteur, l'agent et l'implémenteur, c'est-à-dire sur le plan de ce que nous avons appelé

l'environnement de conception. Le second niveau se joue quant à lui entre l'implémenteur, l'agent et l'utilisateur, c'est-à-dire sur le plan de l'environnement d'usages.

Dans le chapitre 3, nous avons montré que, jusqu'aux années quatre-vingt-dix, il existe deux grands types d'agents de calcul : les agents cognitivistes et les agents connexionnistes. Nous avons soutenu que ces deux agents visent à performer les deux principales représentations de l'esprit qui animent, des années soixante aux années quatre-vingt-dix, la recherche en intelligence artificielle. Ces deux représentations sont ce que nous avons appelé l'esprit cognitiviste et l'esprit connexionniste. Nous avons vu que ces deux esprits comportent chacun à leur manière des formes de pertinence particulières du point de vue des acteurs socioéconomiques du moment. Nous avons finalement sous-tendu l'idée qu'avec le développement contemporain des agents hybrides de type statistique, les formes de performativité des agents de calcul sont fortement modifiées. Pourquoi ? Pour la simple raison qu'avec l'avènement et la démocratisation des agents statistiques ou, si l'on préfère, des agents apprenants, les concepteurs n'ont plus à choisir entre deux modèles d'intelligence artificielle ; ils n'ont même plus à faire une quelconque référence au principe de symétrie qui est pourtant au cœur de l'intelligence artificielle. De la fusion des esprits cognitiviste et connexionniste est né de nombreux modèles d'apprentissage statistique qui n'ont plus nécessairement à représenter l'intelligence du vivant.

Dans le chapitre 4, nous avons vu qu'aujourd'hui, les concepteurs disposent de toute une panoplie de techniques d'apprentissage artificiel qui sont souvent éloignées de l'esprit cognitiviste et, de manière plus nuancée, de l'esprit connexionniste. Plus précisément, nous avons montré que, sur le plan formel et de manière générale, la conception d'un agent apprenant n'implique plus de recourir à un quelconque principe de symétrie entre l'intelligence du vivant et du non vivant. Nous avons montré qu'il ne fallait pas pour autant en conclure que ces agents ne représentent plus de théories académiques. Chaque modèle d'apprentissage statistique véhicule bel et bien un ensemble de représentations issues de la discipline que constitue l'apprentissage artificiel. Cependant, nous avons cherché à pointer que ces représentations sont moins d'ordres fondamentales qu'appliquées dans le sens où elles visent moins à mieux comprendre l'intelligence des hommes et celle des machines qu'à permettre à ces dernières de réaliser un type de traitement bien particulier. Nous avons en ce sens souligné que les technologies de *machine learning* sous-tendent systématiquement différents point de vue scientifique, non plus sur ce qu'est l'intelligence, mais sur la manière dont il est possible d'automatiser les processus de construction de connaissances à partir de

données numériques. Par le biais d'un exemple fictif, nous avons pointé comment la conception d'un agent apprenant renvoie à un scénario d'apprentissage qui peut prendre des formes très diverses. Nous avons ainsi soutenu qu'à la différence des agents cognitivistes et connexionnistes traditionnels, ce scénario est moins construit en référence à des épistémologies globales que locales. À partir de notre exemple fictif, nous avons de cette façon souligné comment, sur le plan formel, la conception d'un agent apprenant nécessite de produire un certain nombre d'hypothèses et que ce travail implique la collaboration du concepteur et de l'implémenteur.

Ce chapitre est une prolongation du précédent puisqu'il vise, non plus à montrer comment les agents de calcul peuvent apprendre, mais à rendre compte de la manière dont les agents apprenants sont empiriquement conçus. À partir des différents matériaux présentés en amont, nous souhaitons plus exactement étudier comment les concepteurs s'y prennent pour fabriquer des agents pertinents aux yeux de l'implémenteur. À travers l'étude de ces activités de conception, notre objectif est d'identifier les formes de collaboration qui se jouent entre le concepteur et l'implémenteur. Comme nous l'avons précisé dans l'introduction de ce chapitre, nous chercherons ainsi à mieux comprendre comment :

- la performativité des agents de calcul recouvre un travail inférentiel qui a pour fonction de garantir leur pertinence ;
- ce travail de mise en pertinence fait l'objet d'une production qui se joue entre le concepteur et l'implémenteur.

II. Les cadres organisationnels

Découvrir le problème d'apprentissage et son contexte

Une bonne manière d'examiner comment est produite la pertinence des agents apprenants est de commencer par s'intéresser aux cadres organisationnels qui permettent leur fabrication. Nous proposons pour cela de nous focaliser sur les deux étapes qui composent ce que nous appelons la phase de formalisation de la demande, c'est-à-dire celle de la récupération des données et celle de la définition du projet. Notons d'emblée que ces dernières ne doivent pas être comprises comme séquentielles et strictement indépendantes. Elles se nourrissent plutôt l'une et l'autre. En outre, la récupération des données et la définition du projet sont deux

étapes centrales de la conception d'un agent apprenant puisque ce sont à travers elles que les concepteurs découvrent :

- les attentes de l'implémenteur ;
- les environnements techniques et sociaux qui vont constituer les ressources et les contraintes de leurs activités.

Afin de saisir correctement les processus de production de la pertinence des agents apprenants, il est nécessaire de bien comprendre que ces derniers recouvrent au départ des projets mal définis. Nous montrons par la suite que les étapes de récupération des données et de définition du projet sont en ce sens des manières de découvrir le problème d'apprentissage et son contexte. Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, le problème d'apprentissage est au fondement de la conception de tout agent apprenant. Nous verrons ici que le contexte de ce problème n'en est pas moins important puisque c'est lui qui détermine les ressources et les contraintes des activités de conception. Ceci nous permettra de mettre en avant que la découverte du problème d'apprentissage et de son contexte n'est pas le seul chef du concepteur. Si, au cours de la phase de formalisation de la demande, celui-ci en apprend autant sur son propre travail que sur celui de l'implémenteur, il en est de même pour ce dernier.

Nous verrons en effet que l'implémenteur peut parfois avoir une idée assez précise du type d'application qu'il souhaite développer. Ce type d'application peut par exemple être un agent de recommandation semblable à celui dont nous avons parlé dans le chapitre précédent. Cependant, il n'en sait souvent pas beaucoup plus (voire quelquefois beaucoup moins)¹¹³. Aussi, étant donné que l'étape de récupération des données est habituellement une manière de réaliser une première exploration de celle de la définition du projet, nous proposons de commencer par la présenter.

¹¹³ Notons que, sur ce point, les problématiques présentées dans le tableau 13 ne peuvent pas être considérées comme représentatives dans le sens où le contexte institutionnel que constituent les challenges de *datascience.net* implique leurs formalisations préalables.

II.1. La récupération des données

Une étape difficile et fondamentale

La conception des agents apprenants nécessite de disposer de la matière première permettant de les nourrir. Sans données numériques, il ne peut y avoir d'apprentissage automatique. La phase de récupération des données est donc fondamentale dans le processus de conception de ces agents. Plus exactement, elle est inévitable. Cette phase comporte de nombreuses difficultés.

II.1.1. Comprendre l'histoire de l'entreprise

Retracer la vie des données

Pour bien saisir ces difficultés, il faut d'abord comprendre que les données ont une histoire complexe. Et si cette histoire est aussi complexe c'est parce que, selon Marius, les entreprises n'ont jusqu'à aujourd'hui que très rarement été organisées autour de la donnée.

« Les organisations, elles ont leur histoire. Elles ont leur passé. Et cette histoire n'est pas *datacentric*, c'est-à-dire qu'elle n'est pas organisée autour de la donnée. Donc, les bases de données qui existent dans les organisations ne sont pas conçues pour faire de l'analyse de données. Elles sont conçues pour faire de l'administratif, pour faire de la facturation, pour faire des choses comme ça. Et donc, c'est un *patchwork* de dépôts de données » (Marius).

Nous verrons par la suite que l'utilisation des données de l'entreprise par un agent apprenant implique généralement que le concepteur connaisse leur histoire. Or, comme nous l'avons annoncé, cette histoire n'est pas simple.

« En général, il y a des strates successives dans la donnée qui font qu'à l'instant t, c'est une accumulation de choses assez hétérogènes. Par exemple, une base de données dans laquelle on aurait ajouté des champs au cours du temps. Il y a des champs dans la base de données qui vivent, qui naissent, qui meurent, qui sont utilisés, puis plus utilisés » (Marius).

Rappelons qu'une base de données peut être représentée sous la forme d'un tableau croisé comportant :

- en ligne, un nombre plus ou moins grand d'individus ou, si l'on préfère, d'observations ;

- en colonne, un nombre plus ou moins grand de variables constituées de différentes modalités. Ces modalités sont autant d'attributs permettant de caractériser chaque individu/observation.

Ainsi, lorsque Marius parle de champs, il souhaite désigner les colonnes d'une base de données, c'est-à-dire les variables et leurs modalités. Selon lui, les bases de données des organisations ne sont donc pas des dispositifs statiques qui sont structurés une fois pour toute. En référence aux travaux de Jérôme Denis et de Samuel Goëta (2016), elles sont des systèmes d'enregistrements et de traçabilités d'informations qui évoluent au cours du temps. Elles font ainsi l'objet de principes de structuration qui sont dynamiques et qui renvoient, dans une certaine mesure, à ce que Jérôme Denis et Samuel Goëta appellent la « brutification » des données. Notons que ces principes s'insèrent, plus largement, au sein de la dynamique des systèmes d'informations qui composent l'entreprise.

Comme tous ceux qui ont fait l'expérience de la production et du traitement d'une base de données le savent bien, cette dernière porte souvent l'histoire de son évolution ; une histoire qui peut parfois être fortement cryptée. Son concepteur lui-même peut de cette manière être amené à oublier celle des indicateurs qui la constituent. Par exemple, certaines variables peuvent composer une computation particulière d'un plus ou moins grand nombre d'autres variables¹¹⁴. *A posteriori*, le sens de cette computation peut alors être relativement difficile à retracer. Or, d'après Marius, les données de l'entreprise ne peuvent pas faire l'objet d'une utilisation réalisée à l'aveuglette. Les concepteurs des agents apprenants doivent être capables de comprendre l'histoire des bases de données qu'ils utilisent. Ils doivent savoir à quoi correspondent leurs champs et qu'elles sont les relations que ces derniers entretiennent les uns avec les autres. Pour ce faire, les concepteurs doivent souvent solliciter l'aide des implémenteurs puisque, sans ces derniers, ils ne peuvent bien souvent atteindre qu'une compréhension superficielle des données. Toute la complexité de la tâche consiste donc, pour les concepteurs, à identifier les personnes qui pourront leur permettre de mieux saisir les données des implémenteurs.

« Retrouver la personne dans l'organisation qui a l'histoire de la donnée, eh bien, c'est pas forcément évident. Peut-être que c'est une ou deux personnes seulement qui connaissent ça » (Marius).

Pour Marius, l'histoire des bases de données n'est toutefois pas réductible à celle de la structuration des informations qu'elles permettent d'enregistrer et de tracer. Elle est composée

¹¹⁴ Nous qualifierons par la suite ces variables de synthétiques.

d'une autre dimension. Plus juridique et politique, celle-ci détermine ce que nous pourrions appeler l'espace des possibles de la phase de récupération des données. Du point de vue de notre matériau, cet espace est défini en fonction de deux composantes.

La première est celle des politiques de sécurité informatique qui sont internes à l'entreprise.

« Une fois qu'on s'est fait une idée sur tout ça, sur les données qu'on va récupérer, il y a la phase de récupération proprement dite. Là, on va se heurter au monde de la sécurité informatique, de l'accès aux bases de données, de l'accès avec des *login*, des mots de passe, des droits d'accès qui vont mettre une nouvelle barrière. Donc, c'est une barrière technique » (Marius).

La seconde est celle du droit, notamment tel qu'il est statué par la *Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés (CNIL)*, en matière de protection des données.

« Et ensuite, il y a une nouvelle barrière légal qui va se rajouter. Là, c'est davantage les gens des services légaux des sociétés qui vont nous permettre de savoir si on a le droit d'utiliser cette donnée ou pas en fonction des contrats qu'on a avec les clients [...]. Et quid de la *data privacy*, de la confidentialité des données » (Marius).

Du point de vue des enquêtés, la compréhension des données est généralement présentée comme essentielle dans la conception des agents apprenants. Nous verrons en suivant qu'elle est en effet souvent nécessaire à la réalisation des différentes activités qui permettent leur développement. Pour Marius, la récupération des données constitue de ce fait un domaine de compétences à part entière de ce qu'il appelle la *datascience* (i.e., la science des données).

« Donc, tout cela, l'histoire de la base de donnée, l'accès physique aux données, les aspects juridiques, tout ça, c'est une des parties de la *datascience* » (Marius).

II.1.2. Dépasser les silos de données

Des résistances organisationnelles

La phase de récupération des données est alors d'autant plus complexe que ces dernières sont généralement produites et stockées selon des silos qui reproduisent l'architecture organisationnelle de l'entreprise. Une entreprise peut être représentée comme une composition d'unités décisionnelles et opérationnelles qui forment des services. Ces services sont souvent dotés de systèmes d'information qui leurs sont propres et qui permettent

d'organiser, de tracer leurs activités et de communiquer avec d'autres services internes et externes à l'entreprise. Autrement dit, ces derniers sont connectés les uns aux autres. Mais ils le sont selon des modalités particulières.

« Dans les entreprises les données sont éclatées. Pour les entreprises, les données c'est extrêmement clé ! Et souvent, il y a plein de services différents qui ne sont pas forcément d'accord pour s'échanger des données, des *API* [i.e., interfaces de programmation ; *Application Programming Interface*], etc. » (Solveig).

Les données et leurs techniques de gestion recouvrent de nombreux enjeux de connaissance. Et, à l'instar des autres interviewés, Solveig a conscience de ces enjeux. Selon lui, les données qu'utilise chaque service de l'entreprise sont à la source d'un savoir qui produit du pouvoir (Foucault, 1969).

« Bon, les données c'est assez crucial. Et même quand il s'agit de choses qui ne sont pas très importantes... La donnée c'est aussi du pouvoir. C'est de l'information et c'est du pouvoir » (Solveig).

Il faut bien comprendre que, du point de vue de l'entreprise, les silos de données renvoient à une certaine expertise. Or, c'est cette expertise qui confère traditionnellement à chaque service la possibilité de préserver une marge de manœuvre plus ou moins grande. Elle leur permet de jouer pleinement leur rôle d'acteur au sein de la hiérarchie organisationnelle. Par le biais des silos de données, chaque service peut ainsi choisir de développer des stratégies de mise en visibilité et de rétention d'information. Pour illustrer cette idée, Solveig propose d'examiner le cas de l'ouverture des données publiques.

« Par exemple, dans les données *open data*, même un peu partout, ils travaillent beaucoup pour nous donner l'emplacement de tous les arbres à Paris. Mais pour ce qui est d'avoir un accès simple aux dépenses de la collectivité, ben là, c'est sûr que ça va traîner un peu des pieds » (Solveig).

L'information ne peut exister sans observation : elle est associée à des enjeux de surveillance (Foucault, 1975) et de sousveillance (Kessous, 2012) qui sont à l'origine de diverses formes de résistances. Certaines données sont facilement partagées. D'autres sont quasi-inaccessibles. C'est d'ailleurs en ce sens que les projets de développement de technologies big data sont, sur le plan organisationnel, souvent considérés comme de véritables révolutions par leurs promoteurs. Ils impliquent que les acteurs repensent leurs politiques de gestion dans la mesure où le développement d'un projet big data nécessite généralement de concevoir la gouvernance de l'entreprise à travers ce que l'on appelle

aujourd'hui le management par les données (*cf.* le fameux *data-driven*). Le verbatim qui suit illustre bien ce dernier point.

« Il devient important d'expliquer clairement aux entreprises qu'il faut que les données soient transversales. Il faut qu'elles puissent être exploitées le mieux possible au niveau de l'organisation entière. Qu'il n'y ait pas des silos stupides qui empêchent leur circulation. C'est très difficile dans les grandes entreprises » (Solveig).

Pour adopter un mode de gouvernance par la donnée, il faut dépasser les silos de données. Et, comme l'illustre l'extrait d'entretien ci-dessus, ces silos sont souvent considérés comme stupides par les promoteurs du big data. De leur point de vue, ils n'ont pas trop d'utilité. Ils servent seulement à protéger des intérêts politiques et locaux internes à l'organisation. Leur avantage serait alors bien faible comparé à leur coût. Pour les professionnels que nous avons interrogés, les silos de données constitueraient ainsi une forte limite à la performance socioéconomique de l'entreprise. Il ne faudrait cependant pas croire que ces derniers minimisent les difficultés que peuvent rencontrer les entreprises qui souhaitent les dépasser. Ils savent bien que ces silos sont une sorte de cristallisation matérielle de leur histoire ; une histoire faite de relations plus ou moins conflictuelles qui, avec le temps, prennent la forme d'institutions. Or, ce sont ces institutions qui font tenir le complexe sociotechnique que compose l'organisation. Elles sont donc difficiles à faire sauter. À en croire les propos de Solveig, ce problème serait d'autant plus prégnant dans le cas des grandes entreprises.

II.1.3. Des compétences socioéconomiques

À la vigilance épistémologique

En somme, la phase de récupération des données nécessite des savoirs qui ne sont pas que mathématiques. Afin de pouvoir l'effectuer avec félicité, les spécialistes des données doivent détenir des compétences socioéconomiques qui, selon Gabriel, sont indispensables.

« Arriver dans l'entreprise, savoir quel type de données je dois aller collecter, quel service je dois aller voir, quel expert métier je dois aller voir, etc. Que je sois capable de juger de la qualité des données et de la représentativité des données. Savoir comprendre pourquoi j'ai collecté ses données. Qu'est-ce que ça veut dire que ces données soient là ? Et qu'est-ce que ça veut dire quand elles ne sont pas là ? Comprendre pourquoi il y a des non réponses. Qu'est-ce que ça veut dire ? Qu'est-ce qui a motivé, dans le comportement du consommateur, une non réponse ? Il y a une multitude d'informations qui ne sont pas uniquement mathématiques » (Gabriel).

Les propos de Gabriel exposés ci-dessus vont dans le sens de ceux de Marius et de Solveig. Cependant, Gabriel ajoute une dimension importante : celle du contrôle de la validité épistémologique des données. Pour reprendre un terme cher à Bruno Latour (1993b), l'utilisation des données de l'entreprise fait généralement l'objet d'un travail de mise en question des formes de « re-présentations » qu'elles permettent. Le problème de la sémantique des données est en ce sens souvent considéré par les concepteurs des agents apprenants. En référence aux travaux d'Yves Jeanneret (2013) et de Béatrice Galinon-Méléneq (2011), ce problème renvoie à ce que nous pourrions appeler la question de la sémiotique des traces. En synthèse, ce problème consiste à se demander ce que signifient les données : que permettent-elles de dire et de ne pas dire ? À travers ce questionnement, les concepteurs des agents apprenants visent à mieux contrôler les biais de représentation que pourrait recouvrir tel et tel champ de données. Selon la manière dont elles sont produites, des données en apparence identiques peuvent en effet représenter des phénomènes différents. Pour illustrer cette idée, Gabriel propose l'exemple suivant.

« Si je me base sur mon auto-partage et que je collecte les données au niveau des bornes. Eh bien, je vais avoir 10 fois plus de gros clients que de petits clients. Parce que, les clients qui viennent 10 fois plus, par définition, je les vois 10 fois plus souvent. Alors que, si je me mets au niveau du fichier client, je vais avoir tout le monde. Je vais avoir autant les petits clients que les gros clients. Vous voyez, il y a plein de choses qui font que connaître les données et l'entreprise, ça paraît primordiale pour mettre en place des modèles performants qui pourront être utiles demain » (Gabriel).

Notons qu'afin de mieux maîtriser ces biais de représentation, certains des professionnels enquêtés posent eux-mêmes les sondes permettant de recueillir les données. Pour autant, les agents apprenants sont bien souvent conçus à partir de données produites selon des visées qui sont différentes de celles qui ont motivé leur conception (Vayre, 2013). Les données qui permettent de nourrir ces agents sont généralement de seconde main. Elles font ainsi l'objet d'un usage détourné qui nécessite une phase de vérification. Selon Lison, cette phase est assez chronophage. Le problème est que l'ensemble des interviewés disposent habituellement de temporalités limitées pour fabriquer leurs agents apprenants. Et c'est précisément pourquoi, pour la majorité d'entre eux, détenir de bonnes connaissances socioéconomiques est un véritable avantage.

II.2. La définition du projet

Une exploration sous contraintes

D'autant plus que c'est au cours de cette étape de récupération des données qu'est développée une première définition du projet que recouvre la conception d'un agent apprenant. Cette première phase prend la forme de rencontres plus ou moins formalisées durant lesquelles le concepteur va pouvoir mieux cibler l'environnement socioéconomique et technologique que devra par la suite intégrer son agent apprenant. Le concepteur doit pour cela disposer d'une culture de l'entreprise qui est technologique, mais aussi sociologique. La conception d'un agent apprenant est une exploration sous contrainte qui nécessite d'avoir de bonnes compétences relationnelles. Il faut pouvoir comprendre aussi bien les techniques que les hommes qui composent l'entreprise puisque les unes, comme les autres, forment un ensemble de ressources et de contraintes avec lesquelles les concepteurs doivent composer.

Toute la difficulté est que ces ressources et contraintes sont, au départ, extrêmement opaques. L'étape de définition du projet de conception d'un agent apprenant est en effet réalisée selon un processus de découverte : c'est durant le déroulement de la conception de cet agent que le concepteur et l'implémenteur déterminent les objectifs du projet qui en est sous-jacent. La fabrication d'un agent apprenant est en ce sens réalisée par diverses formes d'itérations des différentes étapes qui la permettent et au cours desquelles la définition du projet qui sous-tend la conception de l'agent est progressivement définie. Aussi, dans cette section, nous ne présenterons pas directement ces activités de définition. Compte tenu du caractère itératif de la conception des agents apprenants, nous en rendrons compte durant la présentation de chaque phase et étape qui la composent. Ici, nous proposons plutôt d'exposer quelques esquisses sur les formes générales de cette étape de définition. Nous verrons de cette façon qu'elle recouvre une démarche fortement exploratoire qui est généralement orientée par des finalités plus pragmatiques que cognitives et qui est définie selon trois types de contraintes. Nous qualifierons ces dernières de contraintes de temporalité, d'explicabilité et de simplicité.

II.2.1. Une démarche exploratoire

Pour mieux exploiter les données

Comme le montre le verbatim exposé ci-dessous, si le développement d'un agent apprenant est la réponse qu'un concepteur apporte à la demande d'un implémenteur, cette demande n'en reste pas moins généralement sous-tendue par une démarche qui est très largement exploratoire.

« Avec le *buzz* des big data, aujourd'hui, avec l'avènement du mot big data, la plupart des données sont devenues importantes. Elles sont surtout mises à prix. Et les gens qui accumulent des données, que ce soit pour accumuler des données, pour leur corps de métier ou quoi que ce soit, vont penser qu'elles ont de la valeur sans savoir quoi en faire. Donc, toute une partie de mon travail consiste à recevoir ces gens qui ont plein de données. Souvent, ils ne savent même pas spécialement qu'est ce qu'il y a dans ces fameuses données et ils cherchent à en tirer de l'information. Ils arrivent et ils disent : « je suis sûr qu'il y a quelque chose dans mes données ». Et après, c'est à nous d'éplucher les données, d'essayer d'en tirer une problématique et éventuellement d'aller au bout, de faire une étude et d'aider à la résolution de la problématique » (Lazuli).

En référence aux travaux de James G. March (1991a), les agents apprenants peuvent être considérés comme une des réponses possibles au fameux dilemme exploration/exploitation. Rappelons que pour cet auteur, l'exploration et l'exploitation peuvent être définies de la manière suivante.

« L'exploration inclut des choses comprises dans les termes tels que recherche, variation, prise de risques, expérimentation, jeu, flexibilité, découverte, innovation. L'exploitation inclut des choses telles que perfectionnement, choix, production, efficacité, sélection, implémentation, exécution » (March, 1991a, p. 71).

« L'essence de l'exploitation est le perfectionnement et l'extension des compétences, technologies et paradigmes existants. Ces effets sont positifs, rapides et prévisibles. L'essence de l'exploration est l'expérimentation de nouvelles alternatives. Ces effets sont incertains, à long termes et souvent négatifs » (March, 1991a, p. 85).

Mais pourquoi donc les agents apprenants sont-ils de bons outils pour articuler ces logiques d'exploration et d'exploitation ? Pour la simple raison qu'ils sont des manières d'industrialiser les logiques d'exploration des données. Ils constituent des moyens de les automatiser et de les appliquer sur d'immenses corpus. Dans les termes de James G. March, ils sont des instruments cognitifs qui doivent permettre de perfectionner (i.e., logique

d'exploitation) l'expérimentation de nouvelles alternatives (i.e., logique d'exploration). Comme l'explique Lazuli, avec les big data, la question de la valeur est en effet consubstantielle à celle de l'exploration des données. C'est le fameux « quelque chose » qui doit se trouver dans « mes données ». Autrement dit, en produisant des futurs, les agents apprenants doivent permettre à l'implémenteur d'exploiter de nouvelles logiques d'exploration de données (Vayre, 2013). Ils renvoient en ce sens à la promesse d'une meilleure intrication entre exploration et exploitation : ils doivent en faire les deux faces d'une même pièce de monnaie. Pour Lazuli, cette nouvelle forme de gestion des données, que l'on pourrait qualifier d'ambidextre (Mothe & Brion, 2008), est assez nouvelle.

« C'est-à-dire que, les statistiques, pendant longtemps, au début, c'était : « je vais tester une hypothèse ». Après, ça a été : « je vais voir si je peux modéliser mes données comme j'ai envie qu'elles soient ». Et aujourd'hui c'est : « qu'est-ce que sont mes données ? Qu'est-ce que je peux en tirer ? Qu'est-ce qu'elles valent ? ». C'est vraiment la dernière étape. C'est trouver un maximum d'informations dans les données, qu'elles soient pertinentes ou non, et que ça serve à une problématique précédemment définie ou non » (Lazuli).

II.2.2. Des finalités pragmatiques

De la statistique à la science des données

Solveig rejoint Lazuli. Il va même un peu plus loin. Selon lui, si le travail de conception d'un agent apprenant est une manière d'automatiser l'enquête statistique, il n'est pas tout à fait identique à celui d'un statisticien. La conception de ces agents a une finalité qui est plus pragmatique que celle d'une enquête statistique traditionnelle. Et cela, même si, comme nous le verrons par la suite, leur développement découle d'un véritable travail d'enquête. Seulement, à la différence du statisticien, le concepteur de ce type d'agent ne cherche pas tellement à comprendre les données sur un plan fondamental. Ce qui l'intéresse, c'est avant tout de permettre leur exploration afin de pouvoir trouver une manière de les exploiter intelligemment. Pour Solveig, les agents apprenants ne sont donc pas tellement conçus pour permettre à l'homme de mieux connaître son environnement. Ils sont fabriqués pour lui permettre de mieux se l'approprier. Les objectifs de la conception de tels agents ne sont pas cognitifs : ils sont avant tout serviciels. Selon Solveig, c'est précisément ce qui fait toute leur pertinence puisque, pour lui :

« Sans exploitation de la donnée de façon intelligente, eh bien, on peut dire adieu à plein de services. Non pas parce qu'ils ne marcheraient plus, mais parce qu'ils seraient juste inintéressants » (Solveig).

Sur le plan sociologique, les agents apprenants doivent donc permettre d'organiser l'action ; pas tellement de développer des connaissances (Boullier, 2016). Ils offrent en ce sens un nouveau statut à la donnée.

« La donnée change un petit peu de statut parce qu'elle permet de faire des choses intéressantes et ce n'est plus qu'une simple archive. Quand on parle de statisticien, ce qu'on a en tête, ce sont des gens qui vont analyser la donnée qui est passée. Qui est historique. Qui est vraiment froide. Donc, du coup, avec cette donnée-là, on va essayer de comprendre les choses. Mais ce n'est pas parce que la donnée est froide qu'elle n'a pas d'intérêt. En tout cas, ce ne sont pas forcément les mêmes buts que des gens qui veulent réfléchir à des services avec l'idée qu'on va pouvoir apporter à ces ordinateurs la capacité de décider un peu. De prédire des choses en temps réel pour prendre des décisions et améliorer tout un tas d'outils. Et je pense que c'est une différence assez intéressante entre les métiers de statisticien et de *data scientist* » (Solveig).

Marius partage le point de vue de son confrère. Cependant, il l'exprime d'une manière un peu différente. Selon lui, les statisticiens, à la différence des concepteurs d'agents apprenants, apportent une attention particulière à ce qu'il appelle l'explicabilité des variables considérées.

« C'est aussi une évolution dans la façon de gérer les données. Les statisticiens, effectivement, vont peut-être plus s'intéresser à l'explicabilité de la variable. Le *data scientist*, comme il va constituer, parfois, des ensemble de modèles où il crée des *méta-features*, l'explicabilité devient diffuse et se dilue » (Marius).

Comme nous le verrons plus en détail par la suite, les réseaux de neurones ou les combinaisons d'experts connaissent un certain succès auprès des concepteurs d'agents apprenants. Or, nous avons vu précédemment que ces techniques d'apprentissage fonctionnent généralement comme des boîtes noires (*cf.* chapitre 3 et 4). Dans le sens des propos de Marius, elles ne permettent aucune explicabilité des hypothèses réalisées par les agents apprenants. Aussi, pour César, l'inexplicabilité de ces techniques d'apprentissage est plus ou moins problématique. Selon lui, par exemple dans le cas des agents de recommandation, l'explicabilité n'est pas vraiment importante. L'essentiel est que l'agent puisse prendre les bonnes décisions de recommandation ; peu importe que le concepteur comprenne ou non la logique de cette décision. Cependant, il en va d'après lui différemment des agents appliqués aux domaines de l'assurance et de la finance. Dans ce cas, il y a en effet de lourds enjeux de responsabilité, de telle sorte que le concepteur doit être capable de rendre des comptes sur les activités inférentielles de son agent.

II.2.3. Des contraintes organisationnelles

Explicabilité, temporalité et simplicité

Toutefois, si, du point de vue des concepteurs des agents apprenants, l'explicabilité n'apparaît pas toujours fondamentale, les implémenteurs y accordent, quant à eux, une certaine importance. La conception d'un agent apprenant est réalisée dans le but de servir les objectifs de l'implémenteur, ce qui fait que les professionnels qui les fabriquent sont généralement soumis à certaines contraintes d'explicabilité. Comme l'explique Marius, ils doivent pouvoir présenter le fonctionnement de leurs agents afin de montrer ses qualités et son efficacité. Un peu à la manière du célèbre *Frankenstein* (Shelley, [1818] 2009), les agents apprenants peuvent parfois faire un peu peur. Leurs concepteurs sont par conséquent souvent tenus de rassurer leurs implémenteurs.

« Mais après, ce que je vois dans la vraie vie, les gens ont quand même besoin, je pense que cela les rassure, même si le modèle est complètement, on va dire abstrait, de sortir une ou deux variables explicatives pour rassurer les gens et montrer que oui, le modèle a quand même compris ça. Et que d'ailleurs, il y a quand même une rationalité. Même si cette unique rationalité est loin de faire toute la performance du modèle et si la performance du modèle est en fait inexplicable. Parce que, quand on commence à accumuler et à faire ce qu'on appelle des ensembles de modèles, il n'y a plus d'explicabilité facile à démontrer. Donc, il faut quand même exhiber quelques variables pour rassurer la nature humaine qui a besoin de constater que la machine a bien travaillé » (Marius).

Les contraintes d'explicabilité qu'impose plus ou moins explicitement l'implémenteur peuvent alors être particulièrement prégnantes. Lison est sur ce point un cas intéressant puisque ces contraintes structurent fortement son travail quotidien. À tel point qu'à chacune de ces conceptions, elle est conduite à chercher le bon compromis entre performance et explicabilité. Pour l'entreprise qui l'emploie, si un agent apprenant doit détenir des bonnes performances, son fonctionnement doit également être logique et facilement intelligible. Lison travaille avec différents professionnels qui n'ont pas toujours une connaissance approfondie des techniques d'apprentissage statistique. Selon elle, il suffit de prononcer les mots « réseaux de neurones » pour qu'elle « perde tout le monde ». Elle n'utilise donc que rarement les techniques fonctionnant comme des boîtes noires. L'explicabilité est fondamentale dans son activité de travail. Comment pourrait-elle permettre à l'implémenteur de participer à la construction de son agent apprenant si ce dernier ne peut pas comprendre son fonctionnement ? Or, Lison se donne pour règle de conduite de ne jamais concevoir seule

ses agents apprenants. Afin d'assurer leurs bonnes implémentations au sein de l'organisation, elle fait en sorte que ses activités de conceptions soient presque toujours collectives.

Ceci est d'autant plus important qu'à l'instar des autres interviewés, Lison n'a pas trop de temps pour se tromper puisqu'à ces contraintes d'explicabilité viennent s'ajouter des contraintes de temporalité. La conception d'un agent apprenant est un projet technique qui est souvent planifié sur des temporalités relativement courtes. Par exemple, lors de l'entretien, Lison travaille sur la conception d'un agent capable de générer des *clusters* de courriels d'individus susceptibles d'être intéressés par des types de communication particuliers. Elle nous a alors expliqué que, pour cela, elle a simplement utilisé la technique des k-moyennes pour constituer les groupes. Ensuite, elle a seulement fait une classification hiérarchique ascendante sur les centres de ces k-moyennes (*cf.* chapitre 4). Ajoutons que cet agent devait réaliser son apprentissage hors ligne. Lison aurait donc été contrainte de le relancer pour vérifier que les propriétés du modèle découvert par ce dernier n'évoluaient pas au cours du temps. Selon elle, cet agent n'était donc pas optimal : il pouvait être amélioré. Il n'en restait pas moins convenable. Il détenait des performances relativement bonnes et il était facile à expliquer. Et puis, de toute façon, elle ne disposait pas de « trois mois pour faire le projet ». Pour Lison, la conception d'un agent apprenant est un ensemble de compromis. Une représentation qui est d'ailleurs largement partagée par l'ensemble des professionnels que nous avons interviewés ; même si certains n'hésitent pas, à l'inverse de Lison, à faire un usage intensif des boîtes noires lorsqu'ils en ont la possibilité.

Ce dernier cas est cependant loin d'être une généralité puisque les boîtes noires ont un autre défaut. Leur implémentation ne renvoie pas qu'à des résistances sociales. Elles sont en effet souvent un peu compliquées à implémenter sur le plan purement technique. Or, les concepteurs des agents apprenants ne sont pas seulement soumis à des contraintes d'explicabilité et de temporalité. Ils sont également sujets à des contraintes de simplicité. Aussi, si, dans l'exemple que nous venons de présenter, Lison a considéré son agent comme convenable, c'est aussi parce qu'il n'était pas une « usine à gaz ». Elle savait que le routeur n'allait rencontrer aucun problème à appliquer les décisions de son agent. Elle savait qu'elle n'aurait pas besoin d'adapter la machine à ce dernier. Ce qu'elle fait quelquefois. Mais cela lui prend un certain temps dont elle ne dispose que rarement. C'est d'ailleurs pourquoi, selon César, cette contrainte de simplicité découle finalement sur la question de la mise en production des agents apprenants. Une grosse boîte noire comme les réseaux de neurones profonds peu détenir de très bonnes performances d'apprentissage. Sa mise en production

n'est cependant pas toujours des plus aisées. Afin d'éviter ce problème, César a pris l'habitude de tester rapidement l'industrialisation des agents qu'il conçoit, ce qui lui permet de repérer, dès le début de leur fabrication, les difficultés que risque de poser leur implémentation.

Transition. Performer des épistémologies locales

Négocier l'intelligence des agents apprenants

Pour Sylvain Parasio et Éric Dagiral (2016), les manuels (e.g., O'Neil & Schutt, 2013) mobilisés pour former les concepteurs des agents apprenants insistent généralement sur l'importance des épistémologies locales. Un peu à la manière dont Robert E. Park (1915) poussait ses étudiants à considérer la ville comme un laboratoire, ces manuels inciteraient leurs lecteurs à sortir des départements de mathématiques et d'informatique. À l'instar des sociologues de Chicago, les concepteurs d'agents apprenants seraient donc formés à s'intéresser aux problèmes concrets que rencontrent les acteurs de terrain. Pour les auteurs de ces manuels, ces concepteurs devraient ainsi faire preuve d'une certaine capacité d'empathie dans le sens où ils devraient être capables de s'approprier les représentations qui sont propres aux implémenteurs.

Du point de vue des professionnels que nous avons interrogés, ces auteurs ne se seraient pas trompés. C'est du moins ce que nous cherchons à montrer dans ce chapitre. Faisons donc un point et reprenons en synthèse les arguments que nous avons jusqu'ici déployés. La conception d'un agent apprenant commence par une phase de formalisation de la demande. Cette phase est composée des deux étapes que sont celle de la récupération des données et celle de la définition du projet. Ces deux étapes impliquent généralement une collaboration étroite entre le concepteur et l'implémenteur au cours de laquelle ces deux acteurs découvrent ensemble le problème d'apprentissage que devra par la suite lever l'agent de calcul ainsi que les contextes qui permettront son développement. Autrement dit, dès la phase de formalisation de la demande, c'est-à-dire avant même que l'agent apprenant fasse l'objet d'un premier développement matériel, son intelligence commence déjà à être négociée. Insistons cependant sur le fait que, si la phase de formalisation de la demande est le point de départ de la conception des agents apprenants, cette dernière n'est véritablement bouclée qu'au moment de leurs implémentations finales. Comme nous allons le montrer, les différentes étapes qui

composent ce que nous appelons les phases de formalisation de la demande, du problème d'apprentissage et celle du développement de l'agent apprenant font l'objet de nombreuses itérations. Nous verrons que ces itérations impliquent souvent de repenser les formes de la base des données qui nourrit l'agent apprenant ainsi que la définition du projet que ce dernier sous-tend. Dans le sens des travaux de Sylvain Parasie et d'Éric Dagiral (2016), nous soutiendrons de cette façon que les agents apprenants visent à performer un certain nombre de représentations propres à un champ de pratiques socioéconomiques bien localisé.

III. Les activités de conception

Organiser la distribution du travail d'enquête

Avant qu'un agent apprenant puisse prétendre performer de quelconques épistémologies locales, il faut toutefois que son concepteur les lui inculque. En référence aux travaux de Dan Sperber (1996), il faut donc que ce dernier se construise une représentation mentale de ces épistémologies puisque ce n'est qu'une fois cette dernière constituée qu'il peut envisager la rendre publique à travers sa conception. La pertinence d'un agent apprenant dépend en ce sens de la qualité du travail d'enquête déployé par le concepteur pour comprendre ces épistémologies locales. Cela ne veut pas dire pour autant que la pertinence des machines à prédire ne dépend que de cela. Nous avons en effet vu dans le chapitre 4 que le travail inférentiel réalisé par les agents apprenants peut, en lui-même, être considéré comme un travail d'enquête consistant à trouver l'hypothèse qui permettra d'approximer au mieux la fonction cible que l'oracle est le seul à connaître. De telle sorte que si ce dernier n'est pas correctement opéré, l'implémenteur risque de ne pas trouver l'agent pertinent. Le fonctionnement des machines à produire des futurs renvoie par conséquent à ce que nous pourrions appeler un double travail d'enquête dont la félicité dépend de la manière dont il est articulé. Afin de mieux comprendre cet aspect, nous proposons d'examiner la façon dont ce double travail est organisé.

III.1. La structuration des données

Régler les points de vue

Nous avons vu précédemment que la conception d'un agent apprenant commence par une phase de formalisation de la demande au cours de laquelle le concepteur et l'implémenteur découvrent le problème d'apprentissage et son contexte. À cette première exploration fait suite une phase de formalisation du problème d'apprentissage. Jusqu'ici, un premier jeu de données a été constitué. Une première définition du projet de conception a été élaborée. À partir de là, il est donc possible de commencer à chercher à régler les points de vue qui permettront l'apprentissage de l'agent. Sur le plan formel, ce travail constitue une partie de ce que les spécialistes de l'apprentissage artificiel appellent l'élaboration du scénario d'apprentissage (*cf.* chapitre 4). Nous allons voir en suivant que ce travail est empiriquement associé à un ensemble d'activités qui ont pour finalité de structurer les données. Nous montrerons ainsi que, d'une manière générale, cette structuration implique un engagement humain important. Pour qu'elle soit réalisée correctement, le concepteur est souvent amené à effectuer différentes recherches. Pour ce faire, il est conduit à solliciter l'implémenteur, mais pas seulement. Ces recherches ont alors pour objectifs de lui permettre de mieux se représenter les savoirs locaux qui font exister l'environnement que doit intégrer son agent apprenant. En somme, nous allons voir comment la phase de formalisation du problème d'apprentissage est un premier travail d'enquête qui est principalement conduit par l'homme, même si la machine joue un rôle qui n'est, dans certain cas, pas négligeable.

III.1.1. La visualisation des données

Explorer leur structuration

Pour bien comprendre le travail de structuration des données, nous proposons de commencer par effectuer, une nouvelle fois, un bref rappel. Nous avons vu dans le chapitre 3 que la conception des agents de calcul peut être comprise comme la résolution d'un problème particulier. Dans le cas de la conception des agents apprenants, ce problème est celui de l'apprentissage d'une fonction cible qui est la plus cohérente possible avec l'ensemble de l'échantillon de données. Dans le chapitre 4, nous avons montré que la conception de ces agents implique de formaliser le problème de leur apprentissage. Aussi, selon Léontin, cette

formalisation recouvre d'abord un important travail d'exploration de l'échantillon de données qui vise *in fine* à mieux identifier la structuration du jeu de données et à mieux définir l'objectif du problème à résoudre.

D'une manière générale, la conception d'un agent apprenant est motivée par une demande émanant d'un implémenteur. Or, cette demande est souvent vague. Dans un premier temps, la phase de formalisation du problème d'apprentissage est donc une façon, pour le concepteur, d'aider l'implémenteur à mieux définir son problème de manière à permettre, notamment, sa traduction en des termes statistiques. Ce problème est-il de l'ordre de la classification ou de la régression ? Implique-t-il une méthode d'apprentissage supervisé ou non ? En somme, quelles techniques d'apprentissages semblent les plus adaptées pour le traiter ? Pour Léontin, c'est ainsi que le concepteur travaille à identifier l'intention du problème de l'implémenteur de manière à permettre sa traduction en langage statistique et, par là même, sa constitution matérielle.

Lors de l'entretien, Léontin prend l'exemple du challenge du groupe *Caisse des Dépôts* pour exemplifier son propos. Rappelons que ce challenge consistait à déterminer le score de délivrance d'un brevet européen. Afin d'élaborer un agent capable d'apprendre ce score, Léontin a pris un certain temps pour identifier l'intention de ce problème. Selon lui, cette intention pouvait être décomposée en deux dimensions. La première recouvrait l'ensemble des éléments définissant la composition des brevets. La seconde renvoyait à l'ensemble des critères qui régissaient leur acceptation. Léontin a ensuite pris contact avec le groupe *Caisse des Dépôt* afin de se renseigner sur ces deux dimensions. Cette première phase d'enquête lui a permis de mieux saisir la réalité que représentait le jeu de données dont il disposait. Compte tenu du fait que l'objectif du challenge était de prédire l'acceptation des brevets, Léontin a commencé par sélectionner ceux qui étaient déjà approuvés afin de pouvoir les examiner. Pour cela, il a mobilisé différents outils de visualisation : il a conçu et lu de nombreux graphes et tableaux en essayant d'établir différents liens avec les connaissances qu'il avait jusqu'ici pu développer sur le sujet.

Pour Gabriel, cette étape de compréhension de la structuration des données est à la base de tout projet de conception d'un agent apprenant. Dans son cas, il l'effectue généralement à l'aide des outils que sont les logiciels *Statistical Package for the Social Sciences (SPSS)*, *Statistical Analysis System (SAS)*, ou encore, *SPSS Modeler*. À l'instar de Gabriel et de

Léontin, Solveig considère également que la visualisation des données est au fondement de la phase de formalisation du problème d'apprentissage.

« Ce qui est très important, c'est, déjà, de visualiser avant même de commencer l'exercice des données pour comprendre un petit peu la gueule qu'elles vont avoir » (Solveig).

Aussi, si les concepteurs que nous avons interviewés considèrent avec importance cette première étape de visualisation, c'est parce qu'elle leur permet souvent d'établir rapidement une première base d'apprentissage automatique. Par exemple, dans le cas du challenge proposé par AXA Assurance, c'est lors de cette étape que César a repéré que les queues de distribution des variables quantitatives du jeu de données comportaient une surreprésentation de valeurs nulles¹¹⁵. Cette petite trouvaille a alors permis à César de réaliser un tout premier modèle statistique ou, si l'on préfère, un premier module d'agent apprenant qui n'était pas inintéressant puisque, selon lui, il permettait de produire des prédictions bien supérieures à l'aléatoire.

« Ça, en gros, ça m'a pris une heure. J'ai ouvert les données. Je les ai observées, un peu comme un physicien. J'ai regardé. J'ai vu quelque chose de surprenant [i.e., la surreprésentation de valeurs nulles dans les queues de distribution]. J'ai voulu comprendre ce qui se passe et j'ai fait un premier modèle comme ça » (César).

Malgré son apparence anodine, le court extrait d'entretien que nous venons de présenter est intéressant dans la mesure où il permet de rendre compte du caractère exploratoire et expérimental de la phase de formalisation du problème d'apprentissage. La visualisation des données est souvent, aux yeux des autres enquêtés aussi, une composition de surprise (*cf.* « J'ai vu quelque chose de surprenant. »), de curiosité (*cf.* « J'ai voulu comprendre ») et d'intérêt (*cf.* « j'ai fait un premier modèle »). Or, d'après Robert K. Merton et Elinor G. Barber (2004), cette articulation particulière entre surprise, curiosité et intérêt est au cœur de la sérendipité, c'est-à-dire de cette capacité humaine particulière qui consiste à faire des trouvailles par sagacité accidentelle.

« Le donné est avant tout non anticipé. Une recherche dirigée pour tester une hypothèse produit un effet secondaire fortuit, une observation inattendue qui repose sur des théories qui n'étaient pas remises en cause quand la recherche a commencé [*cf.* la surprise]. Deuxièmement, l'observation est anormale, surprenante, parce qu'elle semble inconsistante soit avec la théorie régnante soit avec d'autres faits préétablis. Dans tous les cas, l'inconsistance apparente provoque la curiosité [nous soulignons ce dernier mots] ; elle incite le chercheur à

¹¹⁵ Ces valeurs correspondaient à des non souscriptions de contrat d'assurance.

donner un sens au donné pour l'adapter à un cadre élargi de connaissances [cf. l'intérêt] » (traduit par Andel & Bourcier, 2009 ; Merton & Barber, 2004, p. 237).

L'étape de visualisation des données, qui est souvent au fondement de la conception d'un agent apprenant, est une activité d'enquête qui renvoie donc à diverses formes de sérendipité.

En outre, nous souhaitons une nouvelle fois souligner le caractère itératif des activités de conception des agents apprenants. Comme nous le verrons plus en détail en suivant, les différentes phases et étapes qui la composent sont en effet généralement reproduites de manière plus ou moins cycliques et ordonnées. Ces itérations permettent aux concepteurs de repérer rapidement les faiblesses de leurs agents. Une fois identifiées ces faiblesses peuvent ensuite être corrigées. Et ces séquences d'améliorations itératives sont également réalisées à l'aide de techniques de visualisation des données.

« Ce qui est important, aussi, c'est de visualiser les données après qu'on ait fait des modèles de prédiction pour comprendre quel genre de données a échoué à être classifié correctement. Parce que finalement, on peut essayer de comprendre les liens entre telle et telle autre variable [cf. la première étape d'exploration des données dont nous venons de parler]. Mais, ce qui est important, c'est de comprendre comment le modèle se plante et comment est-ce qu'on peut l'améliorer. Et, en ce qui me concerne, j'utilise, donc, les *package* de visualisation de *R* qui permettent de faire de jolis graphes sans passer trop de temps. Parce que, là aussi, visualiser les données, ça prend beaucoup de temps. Et si on veut faire des choses qui sont un minimum propres, ça pose vite quelques soucis » (Solveig).

En résumé, la visualisation des données est une des premières étapes de la phase de formalisation du problème d'apprentissage. Elle renvoie à une activité d'enquête qui fait l'objet de divers processus de sérendipité. C'est à ce moment que le concepteur explore et découvre la structuration des données récupérées lors de la phase de formalisation de la demande : la visualisation des données lui permet de comprendre, dans les grandes lignes, leur distribution et leur relation. Elle lui permet de se construire une première représentation du problème d'apprentissage que devra par la suite résoudre son agent. Cependant, comme le souligne Solveig, l'intérêt de la visualisation des données ne s'arrête pas là. Elle permet également au concepteur de contrôler les apprentissages de son agent afin de pouvoir l'améliorer par le biais d'un plus ou moins grand nombre d'itérations de type évaluations-corrrections.

III.1.2. Le nettoyage des données

Recodage et valeurs manquantes

Du point de vue des interviewés, l'étape de visualisation s'accompagne d'une autre étape, plus fastidieuse, mais néanmoins inévitable. Cette étape est celle du nettoyage des données. Elle est souvent qualifiée de *tuning*. Selon Marius, le *tuning* des données commence par rechercher la bonne manière de les écrire. Par exemple, si l'on souhaite calculer des moyennes, ou encore, réaliser des régressions linéaires à partir de dates, il peut être intéressant de convertir leurs valeurs en nombre¹¹⁶.

Ce *tuning* recouvre ce que l'on appelle traditionnellement le recodage des variables. Selon nos enquêtés, ce travail peut prendre plusieurs formes. Par exemple, en référence à ce que nous avons dit dans le chapitre précédent, si l'on souhaite faire de l'apprentissage par découverte sur des données symboliques, il est nécessaire de convertir ces dernières en des valeurs numériques. Sans quoi, nous l'avons vu, il serait impossible d'effectuer le calcul des distances qui est au cœur de ces techniques. À l'inverse, les professionnels que nous avons interrogés disent souvent être amenés à convertir des variables numériques en variables symboliques. Cette traduction implique alors de dégager une ou plusieurs règles permettant de classer, de manière systématique, les données numériques considérées en différents groupes auxquels pourront ensuite être associées des valeurs symboliques. Par exemple, si l'on souhaite réaliser une régression logistique multimodale à l'aide d'une variable dépendante de type numérique, il est possible de classer cette dernière par quartile.

Le nettoyage des données ne peut cependant pas être compris comme une simple étape de recodage. Il consiste également à résoudre les problèmes que posent les valeurs manquantes. Rappelons que les valeurs manquantes correspondent à des attributs d'observations qui ne sont pas renseignés pour diverses raisons. Par exemple, dans le cas du challenge du groupe *Caisse des Dépôts*, la date des dépôts des brevets n'était pas systématiquement renseignée. Or, Léontin a eu très tôt l'intuition que cette information recouvrait une véritable importance. Il a ainsi fait en sorte que son agent puisse en disposer pour effectuer son apprentissage. Soulignons qu'il existe de nombreuses façons de résoudre le problème des valeurs manquantes. Par exemple, lorsque ces dernières correspondent à des variables quantitatives, il

¹¹⁶ Les logiciels de traitement des données permettent d'effectuer ce type de conversion de façon automatique.

est possible de calculer la moyenne ou la médiane de l'ensemble des valeurs de cette variable. Le résultat peut ensuite être utilisé pour remplir de manière systématique ses valeurs manquantes. Dans le cas de Léontin, il s'agirait, par exemple, de la moyenne ou de la médiane des dates de dépôts de l'ensemble des brevets. Mais ce n'est pas la solution choisie par ce dernier.

Selon lui, lorsque les données manquantes sont nombreuses (ce qui était son cas), le choix de la technique permettant de les combler peut avoir un impact considérable sur la performance d'apprentissage d'un agent. Afin de minimiser les impacts négatifs, Léontin a utilisé une technique un peu plus sophistiquée que celles que nous avons précédemment présentées. D'abord, il a fait une régression logistique sur la variable à prédire afin de déterminer les variables qui expliquaient le mieux le phénomène observé. Le modèle de la régression logistique lui a de cette façon permis de repérer que le domaine de conception du brevet et son pays d'attribution étaient dotés des plus forts indices de prédiction (i.e., les *odds*). Léontin a ensuite calculé, pour chaque pays et en fonction du domaine, la moyenne des dates de dépôts de brevet de façon à remplacer chaque date manquante en fonction du domaine et du pays lui correspondant. Lors de l'entretien, Léontin nous a confié qu'il avait pris connaissance de cette technique sur un blog traitant de la science des données. Selon lui, il était possible d'en trouver une meilleure. Celle qu'il avait utilisée constituait néanmoins un compromis acceptable compte tenu du temps qu'il disposait et qu'il devait avancer sur d'autres fronts.

III.1.3. La création des variables

Imaginer les bonnes variables synthétiques

Une fois les données nettoyées, il est en effet souvent nécessaire de créer de nouvelles variables à partir de celles disponibles dans la base de données. Cette opération de création est souvent dite de *featuring* ou de *feature engineering*.

« Il y a des techniques de *featuring* : c'est comment transformer les variables pour les rendre plus pertinentes. Oui, donc ça, il faut le faire pour avoir des modèles plus performants. En fait, si on trouve les bonnes transformations, les modèles peuvent gagner en performance assez rapidement. Là, comme ça, je n'ai pas trop d'exemples parce qu'il n'y pas de recettes magiques. C'est beaucoup d'exploration de données » (Icar).

Pour Marius, ces transformations de variables peuvent être considérées comme des combinaisons visant la création d'une variable synthétique, par exemple, de type *delta*. Selon lui, un exemple courant est la création de *delta* de temps. Ces variables sont généralement produites dans le cas de l'analyse de *logs* web ou de transactions. Elles permettent aux agents apprenants de mieux comprendre, par exemple, les séquences temporelles : c'est par le biais d'un *delta* de temps qu'un agent apprenant peut observer combien de minutes les consommateurs passent en moyenne sur telle et telle page d'un site internet. Dans le cas du challenge anonyme consistant à prédire le prix de vente d'un véhicule d'occasion, Marius a de cette manière combiné les dates de mise en service et de revente de chaque voiture afin de déterminer leur âge lors de leur entrée sur le marché de l'occasion. Selon lui, cette variable synthétique apparaissait pertinente dans la mesure où elle pouvait permettre à son agent de tester l'hypothèse selon laquelle le prix de vente de la voiture dépendait de son âge.

Comme le souligne Icar dans l'extrait d'entretien exposé en amont, il existe toutefois de nombreuses manières de créer des variables synthétiques. Il n'y a pas de recettes miracles. L'étape de création des variables nécessite en ce sens une certaine imagination socioéconomique. Pour illustrer ce point, reprenons le cas du challenge anonyme dont nous avons parlé en amont. Pour Janis, l'âge de la voiture n'est pas la seule variable synthétique pertinente. Pourquoi ne pas aller un peu plus loin ? D'autant plus qu'à l'aide de ce dernier, il semblerait possible de déterminer la valeur actuelle de la voiture. Une variable synthétique qui apparaît, selon Janis, tout aussi intéressante.

« On a l'âge de la voiture et on a la valeur de la voiture neuve. Il nous manquerait peut-être la valeur de la voiture actuelle. Et ça peut jouer. Si la valeur de la voiture est élevée, on a peut-être tendance à la vendre plus cher ? Et, du coup, j'ai combiné ces deux *features*-là en créant une nouvelle variable : la valeur actuelle de la voiture. J'ai combiné l'âge de la voiture, qui était un entier, et la valeur de la voiture, qui était une lettre que j'ai transformé en chiffre pour pouvoir avoir une opération numérique dessus. Donc, c'est tout simple, mais ça peut jouer énormément » (Janis).

Ces quelques exemples nous permettent de mieux comprendre pourquoi, selon Léontin et Gabriel, l'étape de création de variables ne peut être correctement réalisée qu'à la condition que le concepteur puisse disposer d'une bonne expertise métier ; soit de ces fameuses épistémologies locales dont nous avons déjà parlé. Un peu comme dans les cas des agents cognitivistes (*cf.* chapitre 3), la création de variable constituerait selon eux une manière d'injecter de l'expertise humaine dans le jeu de données. En référence à ce que nous avons dit dans le chapitre 4, imaginer les bonnes variables synthétiques serait ainsi, pour le concepteur,

une manière d'offrir à son agent des points de vue intéressants : ce serait une manière de favoriser son apprentissage. En somme, l'expertise qui autorise la création de variable constituerait une véritable source de valeur ajoutée.

« Moi, je pense que c'est la forte valeur ajoutée [i.e., le fait d'avoir une bonne connaissance métier]. On a retraité, retravaillé toutes les données économiques pour partir d'un certain nombre d'hypothèses en disant : « ce qui est important, ce n'est pas cet indicateur à l'instant t, mais l'évolution de cet indicateur ; donc, la combinaison de cet indicateur avec cet indicateur par rapport à ce qu'on connaît du marché ». Donc, il y a eu un gros travail de préparation qui est fondamental pour réaliser des modèles performants » (Gabriel).

Ce trouve ici un aspect important de la conception des agents apprenants. Pour Marius, il n'existe pas de systèmes experts capables de réaliser cette phase de création de variables. Selon lui, le travail du concepteur restera à ce niveau primordial. Il croit en effet que seule l'intelligence humaine est assez vaste et flexible pour être capable de découvrir et comprendre la structuration d'une base de données en fonction de problèmes spécifiques qui peuvent être extrêmement diversifiés. Pour le dire autrement, Marius ne voit pas trop comment un agent de calcul pourrait encapsuler une capacité d'apprentissage et une culture socioéconomique assez générales pour découvrir et comprendre par lui-même des bases de données recouvrant des domaines d'expertise très différents. Selon lui, pour faire par exemple sentir à un agent apprenant que 10 000 kilomètres importent plus lorsque qu'une voiture a entre 20 000 et 50 000 kilomètres que lorsqu'elle a entre 100 000 et 200 000 kilomètres, l'humain est, encore aujourd'hui, obligé de penser par lui-même la création de variables synthétiques qui peut alors, en soi, faire l'objet d'un apprentissage statistique particulier¹¹⁷.

III.1.4. L'ajout et la sélection des variables

Enquête, expertise et automatisation

Ce que les concepteurs des agents apprenants appellent le *featuring* ou le *feature engineering* ne se limite pas pour autant à la seule activité de création de variables. Cette

¹¹⁷ Dans l'exemple proposé, la variable synthétique pourrait être calculée de nombreuses façons. Par exemple, il serait possible de le faire à l'aide d'une fonction logarithmique ou d'une racine carrée. Cependant, un agent apprenant pourrait également être capable de trouver cette variable synthétique par lui-même. Il s'agirait alors d'un problème d'apprentissage en soi. Pour autant, en référence aux propos de Marius, il apparaît difficilement imaginable, à l'heure actuelle, qu'un agent apprenant puisse encapsuler un savoir assez général pour décider seul de réaliser et d'appliquer ce type d'apprentissage compte tenu du fait que la création de variables synthétiques peut prendre des formes extrêmement diversifiées.

étape s'accompagne souvent d'une autre visant à ajouter des variables, puis à sélectionner les plus pertinentes au sein de l'ensemble de la base de données.

L'ajout de variables consiste plus exactement à récupérer une partie des données que divers organismes ouvrent au public (i.e., les *open data*), à collecter une partie de celles qui sont disponibles sur le web, ou encore, à rechercher de nouvelles données disponibles dans les infrastructures informationnelles de l'implémenteur. D'après les professionnels interrogés, cette étape d'ajout de variables peut parfois être la clé du succès d'un agent apprenant dans la mesure où la performance de ce dernier dépend de la capacité qu'a son concepteur à lui fournir les bons points de vue, c'est-à-dire le bon jeu de données. Selon Marius, l'ajout de variables renvoie à un véritable travail d'enquête. Un travail au cours duquel les concepteurs doivent faire preuve d'une certaine curiosité vis-à-vis de leur environnement. Pour Marius, ce travail n'a pas de frontières bien établies. Il peut se dérouler à tout moment, même durant des situations apparaissant de *prime abord* comme peu appropriées. Par exemple, lors du challenge proposé par la SNCF¹¹⁸, Marius a plusieurs fois sollicité l'aide de son beau-père qui est un passionné de train. Mais cette sollicitation n'avait rien de formelle. Elle prenait généralement la forme de discussions qui pouvaient se dérouler, par exemple, lors d'une invitation à dîner. D'une manière générale, le travail d'enquête engagé dans la conception d'un agent apprenant pourrait de ce fait sembler quelque peu envahissant. La question reste ouverte. Il n'en reste pas moins que, pour la totalité des professionnels que nous avons enquêtés, c'est précisément ce travail qui rend aussi passionnante la conception de ces agents. Le verbatim qui suit illustre bien cette appétence.

« C'est une certaine passion. Un goût pour analyser des données. Découvrir des choses, un peu comme dans une enquête policière. Découvrir des choses. Faire parler les données. Je peux passer des heures, des journées à faire ça... C'est ça qui anime, je pense, les *data scientists*. Et c'est passionnant ! Enfin, quand on aime ça... Je comprends que, de l'extérieur, ça peut paraître obscur. Ma femme comprend que c'est une passion. Mais elle n'est pas du tout dans ça. C'est une démarche de découverte. On ne sait pas où on va. On sait, *grosso modo*, ce qu'on veut faire. Mais on ne sait pas où on va. Comme si on avait une lampe torche qui éclairait à un mètre de soi. Et puis, on avance, comme ça, dans l'inconnu, armé de notre lampe torche. Et à chaque pas, on découvre ce qu'il y a derrière. Et on a un choix à faire à chaque fois. Est-ce que je vais prendre à droite ? Est-ce que je vais prendre à gauche ? Et voilà, j'ai un peu cette image-là [...]. Moi, je lis énormément et pas que des choses techniques. Il faut lire les journaux, regarder la télé. Il faut connaître le monde » (Marius).

¹¹⁸ Rappelons que ce challenge consistait à prédire la fréquentation des gares en Île-de-France.

La conception d'un agent apprenant renvoie à diverses activités qui ne sont pas sans rappeler celles des *hackers* si bien étudiées par Nicolas Auray (2000). Elles sont conduites selon une logique de tâtonnements de proche en proche qu'exprime particulièrement bien Marius. Nous pourrions en ce sens considérer qu'elles sont réalisées selon le régime d'engagement que Nicolas Auray qualifie d'exploratoire ; et cela, de façon d'autant plus marquée durant la phase de formalisation du problème d'apprentissage. Précisons que, pour les professionnels enquêtés, cette logique d'exploration ne peut toutefois se faire sans connaissances antérieures. Rappelons que, selon eux, le travail d'enquête que compose la conception d'un agent apprenant ne peut être correctement opéré sans aucune expertise métier.

Lorsqu'elle est réalisée par les humains, la phase de sélection de variables en est un bon exemple puisqu'elle est, dans ce cas, également réalisée par tâtonnement. Néanmoins, dans le sens de ce que nous venons de dire, pour Lison, ces tâtonnements ne sont pas expérimentés au « pifomètre ». Souvenons-nous, lors de l'entretien, celle-ci nous explique qu'elle doit concevoir un agent apprenant permettant de prédire l'intérêt de différents groupes d'individus pour un type de communication publicitaire particulier. Aussi, lors de la sélection de variables qu'elle a réalisée pour permettre l'apprentissage de son agent, elle a opéré une série de choix qui ont été conduits par son expérience. Elle avait déjà travaillé sur la conception d'agents apprenants relativement similaires. Elle connaissait les principales variables qui influent sur le comportement d'achat. Par exemple, elle savait que les consommateurs sont souvent animés par des habitudes qui sont fortement ancrées. Elle avait donc une certaine idée du type de variables qui, dans le cas particulier du problème qu'elle rencontrait, pouvait permettre à son agent d'observer ces habitudes. Par conséquent, ce sont ces dernières qu'elle a sélectionnées. Pour Lison, cette sélection était clairement exploratoire. Elle pouvait s'être trompée. Mais elle n'était pas, non plus, totalement aléatoire dans la mesure où Lison réfléchit, bien souvent de manière collective, l'ensemble des étapes qui permettent la conception de ses agents.

César pense également que l'expertise métier permet généralement d'explorer plus facilement les bonnes variables explicatives. Lors de l'entretien, il ajoute alors une chose importante. À la différence du cas de la création de variables, il existe selon lui des systèmes permettant d'automatiser leurs sélections. Ces dispositifs sont ce que lui et les autres enquêtés appellent des techniques de *feature extraction*. Ces dernières sont diverses. Par exemple, nous avons vu dans le chapitre précédent que la fouille de données est une façon d'identifier automatiquement les niveaux de corrélation existant entre les variables qui composent un jeu

de données. Cette technique peut donc permettre de faire de la *feature extraction* : une fois les niveaux de corrélation identifiés, le concepteur peut aisément automatiser la sélection des variables indépendantes qui expliquent le mieux telle et telle variable dépendante. Ceci est également le cas de la régression logistique puisqu'elle est une autre manière de repérer les variables explicatives qui comptent dans la réalisation d'un phénomène. Néanmoins, pour César, ces techniques de sélection automatique ne sont pas toujours pertinentes. Surtout lorsqu'elles sont utilisées sur des bases de données comportant de nombreuses variables. Ces techniques peuvent selon lui être utiles. Il estime cependant que, pour le moment, il s'en sort bien sans avoir à en faire un usage intensif : il préfère généralement réserver l'utilisation de ce type de techniques à de petits groupes de variables qu'il a préalablement pris soin de présélectionner.

À l'inverse, d'autres font quasi-systématiquement usage des technologies de sélection automatique de variables. C'est par exemple les cas de Gabriel et de Marius. Habituellement, ces deux professionnels commencent par réaliser une première étape de création et d'ajout de variables. Leur objectif est, à ce moment, de constituer un jeu de données qui soit le plus complet possible, c'est-à-dire qui comprenne toutes les idées qu'ils ont produites et recueillies sur la manière dont la structuration des activités d'apprentissage de leur agent peut être effectuée. Pour Gabriel, ces idées prennent souvent la forme d'hypothèses qui portent sur la façon dont un ensemble de variables peuvent influencer sur la réalisation d'un phénomène. Marius ajoute que ces hypothèses doivent être très ouvertes dans le sens où elles doivent être produites collectivement et comporter une dimension fortement exploratoire puisque, pour lui, il n'y a pas vraiment de mauvaises ou de bonnes idées *a priori*.

« Chacun y va de sa petite idée. Donc, d'ailleurs, à prendre ou à laisser. Mais ce n'est pas ça le sujet. Il n'y a pas de bonnes idées ou de mauvaises idées. Ce qui compte, c'est de les mettre sur la table et de les challenger. En générale, la phase préliminaire d'imagination, donc, des *features*, selon moi, il ne faut pas se restreindre [...]. Il faut vraiment en mettre un maximum ; couvrir le plus large possible. Et ensuite, les modèles sont conçus. Il y a des techniques pour sélectionner, auto-sélectionner les bonnes combinaisons et les bonnes *features*. La première étape est donc d'aller à la pêche avec un tamis le plus large possible pour imaginer plein de *features* » (Marius).

Du point de vue de Marius et de celui de Gabriel, les activités de *feature engineering* renvoient par conséquent à une division du travail inférentiel assez nette entre l'homme et la machine. Le travail de création et d'ajout des variables est effectué par l'homme étant donné qu'il nécessite une certaine imagination. Le travail de sélection des variables est délégué à la

machine puisqu'il peut être réalisé selon des critères purement statistiques. Durant le challenge proposé par *AXA Assurance*, Gabriel a de cette manière constitué une base de données composée d'un total de plus de 650 variables. Il a ensuite réalisé une sélection automatique sur ces 650 variables afin de dégager les plus pertinentes, c'est-à-dire celles qui pouvaient être mobilisées par son agent pour réaliser ses premiers apprentissages.

III.1.5. Le travail de structuration

Trouver le biais d'observation

Comme nous l'avons vu, la phase de formalisation du problème d'apprentissage n'est rien d'autre qu'un travail de structuration des données. En référence au chapitre précédent, pour Lazuli, ce travail consiste à trouver le biais d'observation par lequel le concepteur souhaite que son agent réalise son apprentissage.

« Le travail de structuration consiste à trouver par quel biais on veut regarder le problème. C'est-à-dire que, si on a quelque chose qui va varier en fonction du temps, en fonction du lieu, en fonction du sexe de la personne et en fonction du temps qu'il fait, quand on cherche à savoir comment est-ce qu'il varie, on va regarder plusieurs observations et on va regarder leur différence. Mais, est-ce que je regarde la différence au même endroit pour une femme dans un environnement ensoleillé et je regarde juste deux jours ; ou alors, le même jour à deux endroits différents pour une femme et un homme ? Alors, ça fait déjà trop de différence, parce qu'est-ce que la différence est due au fait que c'est une femme, au fait qu'il fait moche, etc. ? Donc, on commence par structurer les données en fonction du problème qu'on peut extraire. Et ça, ce n'est pas quelque chose qui est simple, qui est automatique, ça demande pas mal d'échanges avec les experts métier » (Lazuli).

Nous avons vu dans le chapitre 4 que, du point de vue des agents apprenants, les big data forment trois grands types de données d'apprentissage : les données sociodémographiques, les données psychologiques et les données environnementales. Nous avons ainsi développé l'idée qu'à partir de ces données, ces agents peuvent articuler les échelles d'analyse : ils sont capables d'adopter une posture que nous avons qualifiée de pluralisme prédictif. Nous avons toutefois montré que, sur le plan purement formel, les agents apprenants ne peuvent réaliser de prédictions pluralistes qu'à condition de biaiser leur point de vue.

Nous venons de voir que l'établissement de ce biais constitue empiriquement ce que nous avons appelé la phase de formalisation du problème d'apprentissage. Nous avons de ce fait pointé comment cette phase est composée de nombreuses étapes consistant à structurer les

données d'apprentissage ou, si l'on préfère, à régler les points de vue de l'agent, c'est-à-dire à préparer son pluralisme prédictif. Dans le sens de ce que nous avons dit dans le chapitre précédent, nous avons montré que, bien qu'une partie de la phase de formalisation du problème d'apprentissage puisse être prise en charge par la machine, elle nécessite généralement un engagement important de l'intelligence humaine. Notons que cette intelligence doit d'ailleurs être comprise au pluriel. Comme le souligne à juste titre Lazuli, elle est toujours collective. Pour préparer le pluralisme prédictif des agents apprenants, il faut que leurs concepteurs produisent, de manière plus ou moins explicite, toute une série d'hypothèses sur la structure des données ; et donc, sur celle de leur référent. Et pour cela, ils se font généralement aider de l'implémenteur, mais pas seulement. Nous avons ensuite insisté sur le fait que ces hypothèses ne sont presque jamais probatoires. Elles ne sont pas déduites d'un travail d'enquête réalisé à un niveau d'épistémologie globale, comme c'est le cas de la science traditionnelle que nous décrit Karl Popper (1973). Elles sont généralement (très) exploratoires dans la mesure où elles sont induites (voire abduites) d'un travail d'enquête effectué à un niveau d'épistémologie locale qui s'approche plus de ce dont nous parle, par exemple, Livia Brusaglioni (2015). Dans le sens des travaux de Sylvain Parasio et d'Éric Dagiral (2016), bien que les concepteurs d'agent apprenant ne connaissent pas vraiment l'histoire des méthodes en sociologie, il semblerait que ces derniers aient plus d'appétences pour *La découverte de la théorie ancrée* (Glaser & Strauss, 1967) que pour *Les règles de la méthode* (Durkheim, [1895] 1988).

En résumé, nous avons jusqu'ici cherché à montrer que la phase de formalisation du problème d'apprentissage consiste à injecter le juste niveau d'expertise métier dans le jeu de données. En référence au chapitre 1, cette phase est particulièrement importante puisqu'elle vise à garantir la pertinence des apprentissages de l'agent du point de vue de son implémenteur. Si les concepteurs prennent autant de soin à ce que leurs agents puissent performer un ensemble de savoirs locaux, c'est en effet parce qu'ils pensent que ces derniers ont ainsi plus de chance d'être utiles, utilisables et acceptables pour l'implémenteur. Mais, pour cela, il faut les constituer matériellement.

III.2. L'apprentissage des modèles

Concevoir l'architecture cognitive

Abordons maintenant la phase de développement de l'agent apprenant puisque c'est ici qu'il se voit doté d'une véritable existence matérielle. Rappelons que cette existence prend souvent la forme d'une composition d'un plus ou moins grand nombre de techniques d'apprentissage artificiel. Aussi, c'est durant cette phase de développement de l'agent apprenant qu'est conçue l'architecture cognitive qui doit permettre à l'agent de découvrir les modèles qui structurent les données. Pour le dire autrement, c'est lors de cette phase que sont mises à l'épreuve des hypothèses réalisées sur la structure des données et sur la manière dont l'agent peut apprendre cette structure. Mais, encore une fois, il est important de comprendre que cette étape de développement s'insère au sein d'un processus de conception exploratoire et itératif. Elle est effectuée durant de multiples essais-erreurs consistant à évaluer la performance d'un nombre parfois important de techniques d'apprentissage afin de les paramétrer et de les articuler.

En référence à ce que nous avons dit dans le chapitre 4, la phase de développement de l'agent apprenant renvoie de cette façon à une phase d'enquête moins sociotechnique et plus psychotechnique que celle de formalisation du problème d'apprentissage. Ceci, dans le sens où elle consiste, pour le concepteur, à produire et tester différentes hypothèses sur la façon dont il est possible d'automatiser l'apprentissage du problème préalablement formalisé. Comme nous l'avons vu dans le chapitre 4, il existe un grand nombre de techniques d'apprentissage artificiel. Il y a par conséquent d'autant plus de manière de les combiner. Tous nos enquêtés ont en ce sens souligné la grande diversité des chemins qui permettent généralement d'aboutir à la solution d'un problème d'apprentissage artificiel. Selon nous, le chapitre précédent permet de rendre compte d'une partie de cette diversité. Afin d'éviter les redondances, nous proposons de ne pas la détailler empiriquement dans la suite du texte. Nous souhaitons par contre dégager les grandes lignes du processus concret qui permet la phase de développement de l'agent apprenant. Et, du point de vue du concepteur, ce processus commence généralement par poser la question du régime d'anticipation qu'il souhaite lui prêter.

III.2.1. Compréhension et prédiction

Les régimes d'anticipation des machines

Pour l'ensemble des professionnels interviewés, une des premières questions à se poser lorsque l'on commence la phase de développement d'un agent apprenant est la suivante. Est-il nécessaire ou non de comprendre l'apprentissage qui lui permettra d'effectuer ses prédictions ? Car, si la réponse est négative, c'est qu'il est possible de munir cet agent d'une méthode d'apprentissage complexe, peu importe que celle-ci fonctionne ou non comme une boîte noire. Selon Lazuli, résoudre le problème du régime d'anticipation d'une machine à produire des futurs constitue une décision particulièrement importante qui est souvent réalisée de manière collégiale avec l'implémenteur.

Pour Lazuli, cet implémenteur est généralement représenté par un ou plusieurs ingénieurs qui sont désignés comme des experts métiers. La solution de ce dilemme qui oppose les objectifs de compréhension et de prédiction dépend alors de la culture de ces experts. Avec l'expérience, Lazuli a en effet remarqué que les ingénieurs polytechniciens ont souvent du mal à accepter de ne pas comprendre l'apprentissage d'un agent de calcul. *A contrario*, les professionnelles de la vente ne manifestent que peu de résistance à faire usage des boîtes noires. Les médecins de formation apporteraient une certaine attention aux explications. Les spécialistes de la relation client s'intéresseraient, quant à eux, avant tout aux résultats. Ceci pourrait d'ailleurs expliquer pourquoi les concepteurs d'agents apprenants s'entendent souvent assez bien avec les professionnels du marché car, à l'instar de ces derniers, ces concepteurs semblent privilégier le pragmatisme du résultat à la connaissance du moyen. Solveig exprime bien ce positionnement.

« Même si je devais confier mon argent à un algorithme, à un robot qui jouerait pour moi, j'aurai tendance à préférer le tester avec des cas un petit peu *borderline* avant qu'il passe à l'action plutôt que d'espérer que ça se passe bien parce qu'il se conforme à une logique et à des règles de décision que moi je peux comprendre. Plutôt que d'essayer de comprendre le modèle final qui sort de l'algorithme et essayer de se dire que c'est quelque chose qu'on peut comprendre parce que telle variable va plutôt faire pencher les résultats vers telle classe et telle classe, je préfère me dire que la façon dont le modèle est élaboré est quelque chose que je peux comprendre, quelque chose qui me semble raisonnable et juste plutôt que de me concentrer sur comment est obtenu le résultat final » (Solveig).

Un peu à la manière des spécialistes du marché que Lazuli a pu rencontrer au cours de son expérience professionnelle, Solveig se moque de comprendre les hypothèses qui permettent aux agents apprenants de réaliser des prédictions. Selon lui, l'essentiel est de saisir le principe statistique qui est au cœur de leur apprentissage. Et plus ce dernier confère à l'agent une autonomie de calcul importante, plus son apprentissage est susceptible, sur le plan théorique, de rendre compte de la complexité de la réalité (e.g., le cas des réseaux de neurones profonds). Du point de vue de Solveig, peu importe que cette complexité se fasse au détriment de l'intelligibilité de la solution apprise par l'agent. Ce qui compte, c'est le résultat, pas tellement la connaissance qui permet d'aboutir à ce dernier. Solveig a cependant conscience que cette conception n'est pas partagée par l'ensemble des acteurs socioéconomiques. D'autant plus lorsque le risque est au cœur de leurs métiers. Mais, pour lui, cette divergence est légitime : les professionnels du risque doivent pouvoir rendre des comptes sur les apprentissages réalisés par leurs agents. Sans cela, en cas de litige, comment pourraient-ils expliquer et justifier leurs décisions ?

« Et ça, c'est une façon de voir les choses qui est complètement absente de la finance ou de l'assurance. Mais ça l'est aussi pour des raisons réglementaires. Parce qu'eux, ont besoin de justifier des risques qu'ils prennent. Du coup, s'ils n'ont pas des évaluations du risque qui sont fondées sur des modèles qui s'y prêtent bien, eh bien, ils peuvent avoir des emmerdes » (Solveig).

Plus l'agent est capable de considérer en toute autonomie la complexité du réel lors de son apprentissage, plus il est sauvage dans la mesure où, plus l'apprentissage d'un agent est libre et complexe, moins les logiques de ses actions inférentielles sont communicables et compréhensibles (*cf.* chapitre 3 et 4). Pour Solveig, ce caractère asocial peut poser problème lorsque les coûts humains et sociaux associés à la prédiction d'un agent apprenant sont lourds de conséquence. Cependant, un tel cas de figure ne peut pas, non plus, être compris comme une généralité. Il existe pour Solveig de nombreuses applications socioéconomiques où le caractère asocial d'un agent apprenant peut être un avantage.

« Maintenant, les classes de problèmes ne sont pas toujours les mêmes. Quand on est *Facebook*, par exemple, et qu'on veut prédire quels événements vont être utiles dans la *news feed* de quelqu'un, eh bien, finalement, on n'a pas forcément envie de connaître les détails de pourquoi telle décision a été prise. On préfère se dire que tel algorithme a marché parce qu'on voit que les gens utilisent concrètement plus leur truc et que la méthode est fiable plutôt que d'essayer de comprendre. Quand on essaie de mettre les bons éléments dans un *news feed*, on ne prend pas, non plus, beaucoup de risque » (Solveig).

III.2.2. Les boîtes noires ont le vent en poupe

Des sauvages performants mais pas toujours adaptés

Dans le sens des propos de Solveig, il nous semble aujourd'hui que les entreprises apprennent progressivement à mieux tolérer l'autonomie des agents apprenants. Pourquoi ? Parce que, d'après nos enquêtés, les agents les plus sauvages sont ceux qui ont le plus de succès lors des différents challenges proposés sur les sites *datascience.net* et *kaggle.com*. Dans le cas de *datascience.net*, qui rappelons-le rassemble un ensemble de challenges proposés par des entreprises françaises, les meilleurs agents apprenants seraient conçus à partir des techniques d'apprentissage par combinaisons d'experts que sont le *boosting*, le *bagging* et les forêts aléatoires. Or, lorsqu'elles sont appliquées sur des bases de données relativement grandes, ces dernières fonctionnent comme des boîtes noires (cf. chapitre 4). Dans le cas de *kaggle.com*, qui constitue la version américaine de *datascience.net*, les agents connexionnistes conçus à partir de réseaux de neurones profonds donneraient généralement les meilleurs résultats. Ceci serait d'ailleurs d'autant plus vrai lorsque les bases de données mises à disposition des candidats sont de très grandes dimensions.

Aussi, le grand succès que connaissent ces challenges auprès des organisations publiques et privées n'indiquerait-il pas une certaine évolution de la tolérance des acteurs socioéconomiques à l'égard des agents les plus sauvages ? Pour autant, comme nous l'avons vu précédemment, les professionnels enquêtés s'accordent à dire que, dans leur quotidien, leurs collègues et les directions continuent, actuellement, d'éprouver de la méfiance vis-à-vis de ces derniers. C'est par exemple le cas de Lison qui insiste durant l'ensemble de l'entretien sur l'importance du caractère policé des agents qu'elle conçoit : ils doivent être compréhensibles, facilement implémentables, adaptables et contrôlables. Et c'est d'ailleurs en ce sens que la combinaison des k-moyennes et de la classification hiérarchique ascendante est une méthode d'apprentissage qui n'est probablement pas la plus performante, mais qui n'en reste pas moins intéressante. Du point de vue du collectif qui compose l'environnement de conception, l'agent de Lison est facilement interprétable et simple à utiliser.

Pour Janis, il existe toutefois d'autres raisons, plus strictement techniques, qui font que les boîtes noires ne sont pas toujours adaptées aux problèmes d'apprentissage que doivent résoudre les agents de calcul. Dans le cadre d'un projet d'amélioration de la capture textuelle, Janis n'a par exemple pas pu utiliser les techniques d'apprentissage par combinaisons

d'experts. Pour bien comprendre ce point, nous proposons d'exposer brièvement le problème du projet en question. Pour Janis, ce problème consistait à développer un agent capable d'apprendre un compromis d'activation de deux types de modules particuliers. Le premier renvoie à un modèle dit d'erreur.

« Le modèle d'erreur [...] va suggérer des suggestions sur des mots qui peuvent être des erreurs [...]. C'est un parcours récursif dans un dictionnaire qui va essayer de générer des mots proches des mots générés en entrée. Le mot « chas », il va essayer de mettre la lettre « t » à la place du « s », et dire « ça c'est un mot que je garde ». Ça va générer des treillis d'hypothèses qui sont gigantesques. Pour 1 mot, par exemple, on a 100 suggestions. Le modèle d'erreur, il génère des hypothèses » (Janis).

Le deuxième module constitue un modèle dit de langue.

« Un modèle de langue, c'est un modèle qui attribue une probabilité à chaque fréquence de mot. Il va dire « le petit chat est mort » c'est plus probable que « le petit chas est mort » [... C'est lui] qui va arbitrer et qui va dire : « ok ». Si on a, par exemple, « le petit chas est mort », le modèle d'erreur, il va suggérer le mot « chat » au lieu du mot « chas ». Et le modèle de langue il va dire : « ok, c'est bien ça, c'est bien le mot « chat » et pas le mot « chas » » (Janis).

Le problème d'apprentissage que doit résoudre l'agent développé par Janis est donc bien structuré. Il s'agit de trouver un compromis d'activation entre le modèle d'erreur et le modèle de langue. Dans le verbatim qui suit, Janis explique alors que les techniques d'apprentissage par combinaison d'experts que sont le *gradient boosting* (i.e., une version améliorée du *boosting*) et les forêts aléatoires ne sont d'aucune utilité pour ce type de problème. Une simple technique de minimisation de fonction est selon lui bien plus adaptée.

« Donc ça, c'est le fonctionnement global. Maintenant, il faut qu'il y ait un compromis entre le modèle d'erreur et le modèle de langue. Et donc, moi, je fais apprendre ce compromis par apprentissage statistique en attribuant un poids à chaque modèle et en minimisant une fonction. En fait, la fonction, c'est le taux d'erreur. Je vais minimiser cette fonction en optimisant ces paramètres-là qui déterminent le bon compromis entre le modèle d'erreur et le modèle de langue. C'est une minimisation de fonction par la méthode de Powell. C'est une méthode qui permet de minimiser une fonction qui n'est pas forcément dérivable. Par exemple... Une fonction très complexe. Et donc, elle est adaptée, dans ce cas-là, où on ne peut pas utiliser les algorithmes de *machine learning* classiques type *gradient boosting* et *random forest* [...]. Et donc, mon modèle d'apprentissage, il doit trouver le meilleur compromis entre ces deux modèles. On ne veut pas que le modèle de langue soit trop au-dessus du modèle d'erreur. Sinon, il va corriger plein de chose qu'il n'aurait pas fallu corriger. Le modèle d'erreur attribue, en fait, un coût de correction. Et le modèle de langue attribue une probabilité de correction. C'est un compromis à trouver entre ces deux choses-là. Et c'est là que l'apprentissage statistique rentre en compte » (Janis).

L'espace du problème que l'agent de Janis doit résoudre est donc suffisamment structuré pour être traité par une technique d'apprentissage par optimisation (*cf.* chapitre 4). À l'espace des entrées X correspond un ensemble de valeurs numériques (i.e., des poids) représentant un compromis d'activation du modèle d'erreur et du modèle de langue. À celui des sorties Y est associé un ensemble de valeurs numériques représentant ce que Janis appelle le taux d'erreur. Par conséquent, l'espace des hypothèses H peut être structuré par le biais d'une distance. La méthode de Powell, qui est *in fine* une méthode de régression non linéaire, est par conséquent applicable à ce problème d'apprentissage.

Soulignons que des problèmes de cet ordre ne manquent pas dans le monde de l'entreprise. Il est en ce sens important de bien comprendre que les agents apprenants ont souvent pour fonction d'intégrer un groupe plus ou moins grand d'agents de calcul du type de ceux décrits par Janis. En décidant de combiner de telle et telle façon les inférences de ces derniers, les agents apprenants permettent de conférer à l'assemblage qu'ils composent une certaine capacité d'adaptation. Auquel cas, les agents apprenants jouent un rôle relativement proche de celui que l'on attribuait, dans les années 1990, aux modules connexionnistes dans le cadre de la conception des agents dits hybrides (*cf.* chapitre 3).

III.2.3. Les tests de performance

Contrôler l'anticipation des machines

À tout le moins, que les agents apprenants fonctionnent ou non comme des boîtes noires, la finalisation de leur développement consiste systématiquement à contrôler leurs prédictions. La démarche de conception de ces agents fait l'objet de nombreuses itérations qui sont généralement évaluées à l'aide de tests de performance. Du point de vue de nos enquêtés, ces derniers sont de deux types. Le premier repose sur le principe de la validation croisée. Il est réalisé à l'aide de ce que les interviewés appellent une *grind search*, c'est-à-dire une grille de recherche permettant de systématiser l'évaluation de différents paramètres d'apprentissage. Le second repose sur le principe de l'*AB-testing*. Ce dernier s'apparente à ce qu'Ester Duflo (2009) appelle une expérience randomisée, c'est-à-dire une étude expérimentale visant à comparer un groupe test, un groupe témoin et où chaque individu est réparti dans chaque groupe de manière aléatoire.

Le test de la validation croisée est généralement utilisé lorsque l'agent est conçu à partir des méthodes permettant la paramétrisation des modèles d'apprentissages. C'est par exemple le cas des techniques d'apprentissage par combinaisons d'experts que sont le *boosting*, le *bagging* ou les forêts aléatoires.

« Prenons un exemple classique : ce qu'on appelle les *Random Forests*. On peut paramétrer le nombre d'arbre, c'est-à-dire le nombre de sous-modèles qu'il doit agréger. On peut paramétrer la profondeur maximale pour chacun des arbres. Donc, on peut paramétrer la puissance de chaque sous modèle. On peut paramétrer les critères d'informations de chaque modèle, c'est-à-dire la capacité d'un sous-modèle à distinguer deux sous-groupes afin de construire des arbres binaires. Donc ça va être une mesure sur la manière dont on construit l'arbre. Il y a plein d'autres paramètres. Dans les *API*, on peut regarder ça. Mais, globalement, ce sont ce genres de paramétrages qui sont laissés libres » (Léontin).

Afin de pouvoir déterminer le réglage qui permettra d'optimiser les performances d'apprentissage des agents de calculs, leurs concepteurs réalisent une grille de recherche souvent composée de plusieurs combinaisons de paramètres. Icar souligne qu'il existerait même des manières d'automatiser la mise à l'épreuve systématique de séries de combinaisons possibles. Ces techniques permettraient de sauvegarder les combinaisons les plus performantes afin d'atteindre, de manière progressive, celle qui donne les meilleurs prédictions. Pour comparer ces combinaisons, il est alors nécessaire d'utiliser la méthode dite de validation croisée, ce qui implique de diviser l'échantillon d'apprentissage en k sous-ensembles qui peuvent être considérés comme des sous-échantillons d'apprentissage et de test (cf. chapitre 4). Et ce sont ces différents sous-échantillons qui permettent d'évaluer la performance de l'apprentissage obtenu par chaque combinaison de la grille de recherche. Ensuite, il n'y a plus qu'à sélectionner la plus performante. D'après Icar et Janis, cette phase de test peut parfois être assez chronophage.

La méthode de l'*AB-Testing* est un peu différente de celle du test de validation croisée. Elle est plus simple à appliquer et elle est souvent mobilisée lorsqu'il est possible de faire de l'apprentissage en ligne (cf. chapitre 4). Dans ce cas, la performance d'un agent apprenant doit en effet être réalisée, non pas à partir d'un échantillon de données déjà existant, mais d'un échantillon qui se construit au *fil de l'eau*. Cette méthode d'évaluation est ainsi souvent mobilisée par Lison pour vérifier les performances des agents qu'elle conçoit.

« J'avais été sollicitée sur une analyse pour arriver à caler une séquence d'emails et de notifications sur les premiers jours de la vie d'un utilisateur. Ce sont des analyses statistiques qui avaient démontré qu'il valait mieux mettre un message à tel jour, tel jour et tel jour, plutôt que tel autre, tel autre et tel autre puisque c'était

là que les gens répondaient le mieux. Finalement, cette analyse-là, on l'a testé en *AB-Testing* sur un échantillon, une population sur laquelle on a appliqué mes recommandations, avec le même message ; enfin, toute chose égale par ailleurs. On fait simplement changer le moment où on délivrait le message, en comparant sur une population témoin où on n'a pas changé. Et, finalement, voilà, quelles sont les impacts sur le *business* ? Est-ce que cela rapporte de l'argent ? Mais aussi, des choses plus métier, en disant, est-ce qu'effectivement les gens réagissent mieux, ouvrent mieux, cliquent mieux, etc. ? Quels sont les aspects positifs et négatifs ? » (Lison).

La méthode de l'*AB-Testing* peut de ce fait être considérée comme une forme d'évaluation plus générale que celle dite de validation croisée. Elle est en effet souvent utilisée pour tester les performances d'agents apprenants qui sont relativement aboutis. La méthode de l'*AB-Testing* aurait en ce sens une valeur plus probatoire que les tests de validation croisée qui s'insèreraient au sein d'une démarche généralement plus exploratoire. Quoi qu'il en soit, ces deux méthodes de tests de performance sont généralement réalisées au cours d'un mouvement d'itération qui, selon Marius, doit être le plus agile possible étant donné que la conception d'un agent apprenant repose, selon lui, sur un principe de test et apprentissage (i.e., *test and learn*). Compte tenu de son caractère exploratoire, ce travail de conception implique de faire un grand nombre d'erreurs. Pour Marius, concevoir un bon agent apprenant nécessite donc d'apprendre rapidement de ces erreurs. Et c'est précisément pour cette même raison que l'ensemble des enquêtés s'accordent à dire que les premières versions des agents qu'ils conçoivent sont toujours assez mauvaises. Elles forment des bases à partir desquelles de multiples itérations sont produites de façon à permettre leurs améliorations.

En référence à ce que nous avons dit dans le chapitre 4, nous souhaitons insister sur le fait que les tests de performance des agents apprenants, quels qu'ils soient, sont nécessairement réalisés en fonction de critères d'évaluation bien spécifiques. Dans le cas, par exemple, d'un agent apprenant destiné à faire de la suggestion de produit, il s'agit bien souvent du taux de conversion des visiteurs en acheteurs et du nombre de clics réalisés sur les recommandations¹¹⁹. Or, comme nous l'avons pointé dans le chapitre précédent, il existe bien d'autres critères qui pourraient permettre l'évaluation de la performance d'un agent apprenant. Pourquoi ne pas utiliser, par exemple, différents indices de désorientation ? En tout cas, si nous avons pointé dans le chapitre 4 que ces critères d'optimisation sont d'une importance considérable du point de vue du travail inférentiel réalisé par les agents apprenants, il en est de même du point de vue de celui qu'effectuent collectivement les

¹¹⁹ L'exemple fictif que nous avons mobilisé dans le chapitre 4 est à ce niveau assez réaliste comme nous le verrons plus en détail dans le chapitre suivant.

concepteurs et les implémenteurs. Les critères d'optimisation orientent en effet tout le travail d'enquête sociotechnique et psychotechnique qui est engagé dans la conception d'un agent apprenant. Il est d'ailleurs intéressant de noter que ces critères sont souvent imposés, dès le départ et de façon plus ou moins explicite, par l'implémenteur puisqu'ils recouvrent finalement ce que l'agent doit prédire. C'est par exemple le cas de la *Caisse des Dépôts* dont nous avons parlé en amont et qui souhaite, dans le cadre de son challenge, que les agents en compétition prédisent un score de probabilité de délivrance d'un brevet. Pour autant, lorsque l'implémenteur n'a, au début du projet, aucune idée du type d'application qu'il souhaite développer à partir de ses données, le concepteur est nécessairement conduit à participer à la définition de ces critères. De plus, lorsque l'implémenteur n'a qu'une idée vague du type d'anticipation que doit faire son futur agent (ce qui n'est pas rare d'après nos enquêtés), le concepteur est également amené à accompagner l'implémenteur afin de l'aider à définir les objectifs de l'agent. Par exemple, lorsqu'un e-commerçant dit au concepteur qu'il souhaite que son agent prédise les préférences d'un consommateur, le concepteur est forcément conduit, d'une manière ou d'une autre, à amener l'implémenteur à répondre, avec lui, à la question qui suit. Comment définir les préférences d'un consommateur à partir des données disponibles et pourquoi chercher à les prédire ?

D'une manière générale, les tests des performances des agents apprenants s'insèrent alors au sein de démarches visant à trouver le meilleur compromis entre le risque réel et le risque empirique de façon à éviter ce que nous avons appelé, dans le chapitre précédent, le sous-apprentissage et, surtout, le sur-apprentissage. Rappelons en effet avec Lazuli que :

« On peut toujours réduire en statistique. On peut toujours chercher une analyse très fine, aller chercher jusqu'au cas particulier. Mais, en général [...], on a une grosse barrière qui est le sur-apprentissage. C'est-à-dire que si on va chercher trop finement, l'analyse ne s'appliquera qu'à ces données-là, et donc, sera inexploitable pour le reste des projets. Et si on regarde des données comportementales, par exemple, si on va chercher le plus finement possible, on ne peut pas appliquer le modèle à quelqu'un d'autre » (Lazuli).

Transition. Un processus de découverte

Exploration et itération

La démarche de conception d'un agent apprenant peut être synthétisée ainsi (*cf.* figure 69). Au départ, l'implémenteur vient présenter son problème au concepteur. Ce problème n'est

que rarement bien défini. Il est par contre souvent sous-tendu par un objectif de création ou d'amélioration d'une application dite intelligente qui doit généralement permettre d'aider, voire d'automatiser la prise de décision des hommes. Par exemple, le problème que pose la prédiction des préférences des visiteurs d'un site d'e-commerce recouvre habituellement l'objectif de création d'un agent de recommandation. C'est donc à partir d'un problème parfois très ouvert que le concepteur va devoir réaliser la première étape de récupération des données. Pour ce faire, il doit détenir un certain nombre de compétences sociotechniques et socioéconomiques. Comprendre l'histoire des données n'est pas une chose simple. Or, la majorité des enquêtés considèrent ce pré-requis comme nécessaire pour pouvoir mener à bien la conception d'un agent apprenant. Afin de pouvoir développer une compréhension correcte des données, le concepteur doit alors se faire aider de l'implémenteur. Sans quoi, il ne peut bien souvent atteindre qu'une connaissance très superficielle des cadres sociotechniques de leur production et de leur utilisation. De plus, cette étape de récupération des données s'accompagne généralement d'une étape de définition du projet qui est réalisée collectivement en fonction des ressources et des contraintes que compose l'environnement socio-matériel à l'intérieur duquel l'agent apprenant doit être implémenté. En cherchant à mieux comprendre les données de l'implémenteur, le concepteur participe ainsi à ce que nous avons appelé le processus de découverte du problème d'apprentissage et de son contexte. Les étapes de récupération des données et de définition du projet sont en ce sens fondamentales. D'une manière générale, elles permettent au concepteur de mieux comprendre les données dont dispose l'implémenteur, de mieux cerner ses attentes, d'établir une première définition du projet et d'évaluer sa faisabilité. Elles sont ce que nous avons appelé la phase de formalisation de la demande.

Une fois un premier jeu de données récupéré et une première définition du projet réalisée, le concepteur entre dans la phase de formalisation du problème d'apprentissage. Cette dernière commence généralement par une activité d'exploration du jeu de données préalablement récupéré. Cette exploration est effectuée à l'aide de différents outils de visualisation. Elle a pour principale finalité de permettre au concepteur de mieux comprendre la structure de la base de données dont il dispose. Lors de cette première exploration, le concepteur va pouvoir dégager un certain nombre d'hypothèses exploratoires sur la structure des phénomènes que représentent les données. Mais ce travail de production d'hypothèses n'est pas le seul chef du concepteur. Encore une fois, il s'agit d'un travail collectif : il est effectué à l'aide de l'implémenteur et des autres ressources humaines ou non que le

concepteur saura mobiliser. Une fois produites, ces hypothèses exploratoires vont donner lieu à différentes activités de nettoyage de données, de création, d'ajout et de sélection de variables. Ce sont donc ces hypothèses exploratoires qui permettent d'orienter le travail de structuration des données. Rappelons que, si ce travail fait l'objet d'une certaine distribution entre l'homme et la machine, c'est avant tout l'intelligence humaine qui permet de le réaliser. Nous avons ensuite montré que ce travail joue un rôle central du point de vue des activités de conception des agents apprenants. Il consiste à cadrer leurs points de vue de façon à favoriser la pertinence de leurs activités d'apprentissage : il est une manière d'injecter le juste niveau d'expertise métier dans les données d'apprentissage de façon à faire en sorte qu'aux yeux de l'implémenteur, le travail inférentiel de l'agent soit à la fois utile, utilisable et acceptable. Pour le concepteur, le succès d'un agent apprenant dépend en effet de sa capacité à performer des épistémologies locales. Une première version de la formalisation du problème d'apprentissage est ainsi réalisée.

Jusqu'ici, l'agent apprenant n'a cependant qu'une existence très abstraite. Le concepteur doit le constituer sur le plan matériel pour que celui-ci puisse véritablement entrer dans le monde concret. Pour ce faire, le concepteur doit réaliser une sélection d'une ou plusieurs techniques d'apprentissage qui lui semblent les plus adaptées au problème préalablement formalisé. Si plusieurs techniques sont sélectionnées, le concepteur doit penser et développer concrètement les formes de leur combinaison. Une fois la ou les techniques d'apprentissage sélectionnées et combinées, le concepteur est généralement conduit à explorer différents types de paramétrages de cette toute première version de son agent apprenant. Bien souvent cette exploration est, *a minima* en partie, automatisée à partir d'une grille de recherche de différents paramètres qui sont évalués selon différents tests de performances. Notons que pour Icar, ces tests de performance pourraient être entièrement automatisés. Aussi, il ressort de nos différents entretiens que cette phase de sélection et de combinaison de techniques d'apprentissage, de techniques de paramétrage et de techniques d'évaluation fait l'objet d'un certain nombre d'itérations où plusieurs configurations sont développées et testées. Ces itérations sont répétées jusqu'à ce que la première version de l'agent apprenant qui est en train d'être développée atteigne des performances considérées comme momentanément satisfaisantes en fonction des critères d'optimisation qui auront jusqu'ici pu être dégagés et formalisés, de manière plus ou moins rapide et collégiale, par l'implémenteur et le concepteur. Soulignons une nouvelle fois que ces critères d'optimisation sont le fil rouge des activités de conception des agents apprenants.

Le concepteur vient donc de développer un premier brouillon d'agent apprenant. Cette version est généralement assez mauvaise. Néanmoins, elle est une première base à partir de laquelle le concepteur peut explorer divers cycles d'amélioration qui le conduisent souvent à revoir la phase de formalisation du problème d'apprentissage. Comme nous l'avons vu avec Solveig, les outils de visualisation des données sont mobilisés afin de repérer les différents problèmes rencontrés par l'agent au cours de son apprentissage. Une fois ces problèmes identifiés, le concepteur se lance dans une ou plusieurs nouvelles phases de nettoyage, de création, d'ajouts et/ou de sélections de variables. Ceci l'amène souvent à reprendre, cette fois-ci, la phase de formalisation de la demande, c'est-à-dire les étapes de récupération des données et de définition du projet. Nous avons en ce sens souligné que l'implémenteur participe activement à ces formes de réitération. Après avoir re-formaliser le problème d'apprentissage avec l'implémenteur, le concepteur effectue généralement deux types d'activité :

- soit il relance directement la phase d'apprentissage ;
- soit il décide de réaliser une nouvelle phase de développement de l'agent apprenant en modifiant son architecture cognitive ou une partie de son dispositif d'évaluation.

Dans ce dernier cas, les critères d'optimisation restent souvent assez stables dans la mesure où, nous l'avons déjà dit, ils constituent le fil rouge des enquêtes sociotechnique et psychotechnique que recouvre la conception d'un agent apprenant. Nous souhaitons toutefois préciser que, du point de vue de nos matériaux, il ressort que le cœur du processus itératif que nous venons de présenter se joue principalement entre les phases de formalisation du problème d'apprentissage et de développement de l'agent apprenant.

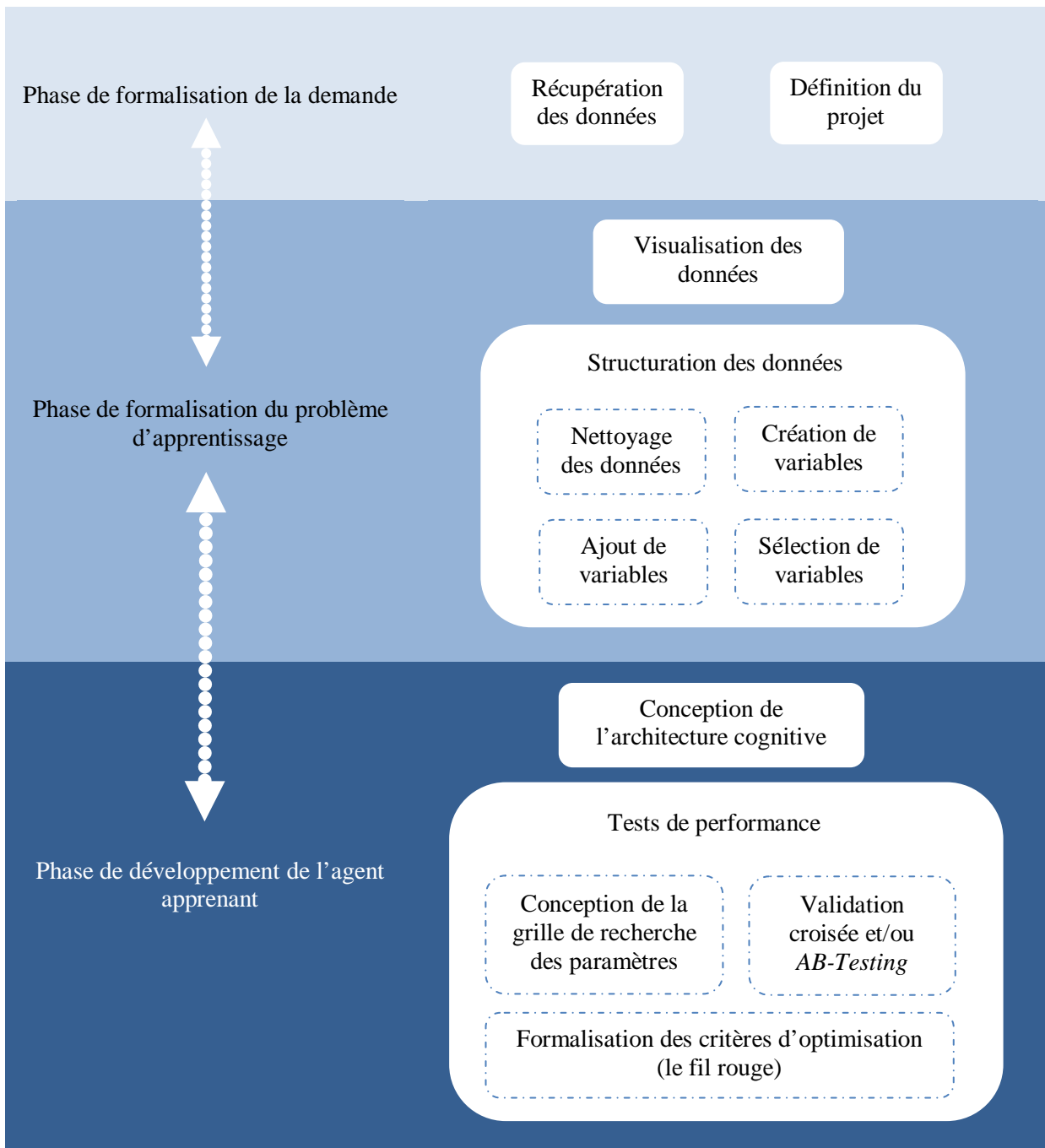


Figure 69. Les activités de conception d'un agent apprenant

Du point de vue des professionnels interrogés, la conception d'un agent apprenant est un véritable processus de découverte composé de nombreuses itérations exploratoires. Et ce processus de découverte est élaboré avec l'implémenteur.

« Une fois qu'on a fait ça [i.e., une première version de l'agent apprenant] on retourne vers le client avec nos résultats statistiques pour qu'ils mettent une expertise métier sur ces résultats. C'est-à-dire que nous, on peut jouer avec les données, on peut trouver beaucoup de choses. Mais, s'il n'y a pas un sens derrière

pour celui qui les utilise... Donc, c'est des jeux de va-et-vient. On travaille sur nos données, on en tire des paramètres, des explications, des moyennes plus ou moins complexes des données. Puis après, on retourne vers le client qui reconnaît ou qui découvre des choses propres à son métier. Et à partir de là, on peut ré-avancer : soit aller chercher plus loin, soit faire de la prédiction [...]. Et donc, entre notre expertise statistique et le client, on redéfinit qu'elle est le problème. Qu'est-ce que c'est qu'une moyenne ? Comment on structure les données ? Essayer de réduire les dimensions, on se met en groupe homogène, on travaille sur des sous-ensembles, et après, on teste des méthodes plus ou moins évoluées de prédiction en fonction des besoins du client » (Lazuli).

La conception d'un agent apprenant s'arrête alors lorsque, après un certain nombre d'itérations, le concepteur et l'implémenteur décident collégialement qu'ils ont atteint un compromis satisfaisant compte tenu :

- du temps dont ils disposent pour réaliser le projet ;
- de la complexité de l'agent apprenant et de ses performances ;
- de l'environnement sociotechnique à l'intérieur duquel ce dernier doit être implémenté.

IV. Un travail entre science et création

La découverte du marché

Du point de vue de nos matériaux, la conception des machines à produire des futurs économiques est une procédure de découverte. En référence aux travaux de Nicolas Auray (2000), nous avons vu que les concepteurs interviewés peuvent être considérés un peu comme des hackers. Ils partagent avec ces derniers ce que Michel Lallement (2015) appelle le « plaisir de faire » et apprécient beaucoup les formes d'organisations horizontales qui caractérisent leurs activités de travail. À l'instar des hackers, ils sont des *Homo faber* dans le sens où leurs conceptions ne sont pas le produit d'un système de production assujetti aux anciennes méthodes de l'Organisation Scientifique du Travail. Ils ne sont pas soumis à une parcellisation des tâches qui tendrait à vider le sens de leurs activités. Ils ne sont pas non plus sujets à une hiérarchie verticale qui les priverait de liberté. Ils font leurs agents apprenants un peu à la manière dont les hackers font leurs piratages : ils explorent, tâtonnent et découvrent les solutions qu'ils fabriquent durant les activités mêmes de leurs conceptions. Mais l'analogie s'arrête là puisque, si les concepteurs d'agents apprenants partagent une certaine

apologie du don dans la mesure où ils participent souvent à l'ouverture des codes qui sont à la source de leurs agents, ils ne sont pas vraiment dans le rejet de la société de consommation (cf. Lallement, 2015). Ils s'opposent moins aux valeurs de la société capitaliste qu'ils ne participent à les renouveler, et c'est aisé à comprendre : il en va de leur propre existence et de celle de leur fabrication. C'est d'ailleurs pourquoi les concepteurs d'agents apprenants prennent autant de soin à faire en sorte que leurs machines performant les épistémologies locales propres à l'implémenteur. Cette différence fondamentale entre le hacking et la conception d'un agent apprenant se manifeste principalement dans le fait qu'*a contrario* des hackers, les concepteurs que nous avons enquêtés cherchent à monétiser, souvent rapidement, les technologies qu'ils conçoivent.

Par conséquent, un peu à la manière dont Friedrich A. von Hayek (1948) l'exprime à l'égard de l'économie en général, la procédure de découverte que compose la conception d'un agent apprenant n'est-elle pas, *in fine*, celle du dévoilement, ou plutôt, de l'institution d'un nouveau marché ? Ne pourrions-nous pas comprendre les machines à produire des futurs économiques comme des espaces de production de nouvelles ressources, mais aussi de nouveaux besoins ? C'est du moins ce que nous avons cherché à pointer en mettant en lumière comment, un peu à la manière des tableaux de bord sur données massives (Kotras, 2015 ; Vayre, 2015a), la conception de ces agents sous-tend un travail de mise en pertinence qui implique une certaine collaboration entre le concepteur et l'implémenteur. Afin de mieux saisir les formes de ce travail de mise en pertinence, nous proposons par la suite de montrer comment il est le produit d'une articulation fine entre un travail scientifique qui se manifeste par des activités de recherche opérationnelle nouvelles et ce que Pierre-Michel Menger (2014) appelle un travail créateur.

IV.1. Un travail scientifique

Une science opérationnelle nouvelle

Le mouvement big data peut être compris comme le développement d'une nouvelle forme de rationalisation, non plus de l'organisation du travail, mais du travail d'organisation (Terressac, 2002). En références aux sociologies critiques de la modernité qui se sont intéressées à la rationalisation (Adorno & Horkheimer, [1947] 1974 ; Élias, [1939] 1973 ; Marcuse, [1964] 1968 ; Weber, [1919] 1959), l'avènement du big data favorise ainsi un

nouveau type d'intellectualisation dans le sens où il renvoie à une forme particulière de scientification des activités sociales ; et cela, plus particulièrement dans le monde des affaires. Plus précisément, cette forme d'intellectualisation constitue l'instauration d'une science opérationnelle nouvelle pour au moins une raison. À la différence des technologies statistiques qui, dans les années quarante et aux États-Unis, permettent le management de l'industrie culturelle par le biais d'un double mouvement de représentation des individus et de provocation de leurs besoins (Adorno & Horkheimer, [1947] 1974), les agents apprenants ont pour finalité de fusionner ces deux fonctions. Nous avons vu précédemment qu'en tant que technologies d'automatisation de la décision, les agents apprenants ont pour vocation de réaliser une exploration immédiate des données produites par les consommateurs et d'exploiter de façon quasi-instantanée ces explorations en modifiant, par exemple, leurs environnements numériques afin de susciter leur intérêt.

Cette nouvelle forme de management des connaissances qui est associée au développement du big data est alors d'autant plus originale qu'elle se démocratise dans le même temps qu'elle se détache des épistémologies globales qui sont pourtant au fondement des catégories statistiques (Desrosières, 1993) et de l'intelligence artificielle (*cf.* chapitre 3) traditionnelles. Maintenant que nous comprenons mieux comment est réalisée la conception des agents apprenants, nous proposons donc de saisir en quoi cette dernière peut être considérée comme une activité de recherche opérationnelle nouvelles.

IV.1.1. Une physique des données

La fin de la théorie ?

Du point de vue de l'ensemble des professionnels enquêtés, il ne fait pas de doute que la conception des agents apprenants est une science. Lors des différents entretiens que nous avons par exemple réalisés avec Marin, ce dernier affirme qu'il se considère comme un homme de science. À l'instar de certains des concepteurs que nous avons interviewés, son statut professionnel est généralement celui de directeur scientifique. Rappelons que ce que nous appelons les concepteurs des agents apprenants font en ce sens partie de cette catégorie nouvelle de professionnels que sont les scientifiques des données¹²⁰ (*cf.* chapitre 2). Les

¹²⁰ Précisons toutefois que la science des données ne se réduit pas pour autant aux activités de conception des agents apprenants.

différents extraits d'entretien que nous venons de présenter ne montrent-ils pas que les activités de conception des agents apprenants renvoient, au moins en partie, à ce que les interviewés appellent la *data science* ? Aujourd'hui, certains parlent même de datalogie. Ainsi, en référence à ce que nous avons dit dans le chapitre 2, la conception des agents apprenants est, pour César, une véritable profession. Mais c'est une profession un peu particulière puisqu'elle recouvre selon lui un ensemble d'activités qui s'apparentent à celles réalisées par les scientifiques les plus « durs » qu'il soit : les physiciens.

« Pour moi, mon travail ressemble beaucoup à ce que fait un physicien. Ce que fait un physicien, c'est qu'il va chercher à comprendre le monde qui l'entoure. Et comment il fait pour ça : il observe. Pendant longtemps, il observait avec ses propres yeux. Plus récemment, il s'est créé des outils d'observation. Des microscopes, pour voir ce qui était proche et petit. Des télescopes, pour voir ce qui était gros et loin. Et à chaque fois, fort de ses observations, il émet des hypothèses. Après ses hypothèses, il fait un protocole scientifique ou, de temps en temps, il aura besoin de faire des mathématiques pour valider ou invalider ses hypothèses. Finalement, le *data scientist*, il fait un peu ce métier-là, selon moi. Sauf qu'au lieu d'essayer de comprendre le monde qui l'entoure, il essaie de comprendre les *data* qui l'entourent. Mais il procède un peu de la même manière, c'est-à-dire qu'il observe. Et parfois, pour observer les *data*, ça peut nécessiter des outils. C'est ce qu'on va appeler la *data visualisation*. Soit on prend les solutions du marché qui existent et qui permettent d'observer les données dont on dispose. Soit on va faire du sur-mesure. C'est là où les compétences en développement sont utiles. Et cela, pour essayer de comprendre un peu ce qu'il y a dans les données. De ces observations naîtront des hypothèses qu'il faudra valider. C'est là où on fera du *machine learning* et de l'algorithmie ; enfin, des mathématiques, pour faire plus simple, qui permettront de voir si ce qu'on pensait est vrai ou pas. Et après, si je continue sur cette illustration, pour moi, le big data, c'est un petit peu comme si notre physicien était enfermé dans une maison. Donc, il y a quand même beaucoup de choses à regarder. Mais ça reste limité. Et, du jour au lendemain, les portes de la maison s'ouvrent. Il se retrouve à l'extérieur et tout ce qu'il a observé augmente d'un coup de façon considérable. Pour moi, le big data, c'est un petit peu ça. Le *data scientist*, du jour au lendemain, il a beaucoup plus de données qu'avant à essayer de comprendre et de modéliser. Ça caractérise un peu ma vision des choses dans le sens où je me considère plus proche du physicien que du mathématicien, dans le sens où je ne fais pas des mathématiques pour des mathématiques. C'est juste un outil pour moi. Et, ce qui guide mes travaux, c'est essentiellement des réflexions de comprendre les données, de les observer, de faire des hypothèses, et les mathématiques ne sont qu'un outil et pas du tout une finalité » (César).

Soulignons que cet extrait d'entretien offre une vision de la conception des agents apprenants qui est largement partagée par l'ensemble des enquêtés. La fabrication des agents apprenants recouvre une phase de formalisation de la demande, une phase de formalisation du problème d'apprentissage et une phase de développement. Du point de vue de César, les

phases de formalisation de la demande et de formalisation du problème d'apprentissage correspondent au travail d'observation que tout physicien doit effectuer pour étudier son environnement. Seulement, à la différence du physicien, le concepteur d'agent apprenant ne travaille pas directement sur le monde, mais sur les données. Pour César, ses activités de conception recouvrent donc une science bien spécifique. Ce n'est pas une physique de la nature, mais plutôt une physique des données. En référence aux travaux de Dominique Boullier (2016), cette distinction permet de souligner que les big data sont des répliques dans la mesure où elles sont plus ou moins explicitement considérées par les professionnels qui les manipulent comme des indices représentant le monde. C'est d'ailleurs en ce sens que les professionnels interrogés considèrent avec autant d'importance l'étape de récupération des données. C'est par exemple le cas de Gabriel pour qui, souvenons-nous, les big data peuvent recouvrir des biais de représentation qu'il est nécessaire de questionner et de maîtriser. Nos matériaux montrent ainsi que, pour les concepteurs des agents apprenants, comprendre les données consiste la plupart du temps à essayer de saisir les phénomènes qu'elles désignent. Par conséquent, la physique des données de César ne serait-elle pas, finalement, un peu la même chose que la physique sociale tant promue par Alex S. Pentland (2014) ?

Quoi qu'il en soit, du point de vue de César, les observations qu'il réalise durant les phases de formalisation de la demande et de formalisation du problème d'apprentissage lui permettent, de façon analogue au physicien, d'explorer les données qui l'entourent. Il peut ensuite produire un certain nombre d'hypothèses sur la manière dont ces dernières sont structurées. La phase de développement de l'agent apprenant, qui renvoie pour César aux mathématiques et à l'algorithmie, est alors une façon de mettre à l'épreuve ces hypothèses. À en croire ce dernier, dont, rappelons-le, le point de vue est largement partagé par nos enquêtés, les big data sonneraient-elles donc vraiment la fin de la théorie ? Autrement dit, l'éditeur en chef de *Wired*, Chris Anderson, aurait-il vraiment vu juste dans son populaire article de 2008 (cf. chapitre 2) ? Non. Mais, il ne semble pas, non plus, avoir tout à fait faux. Explicitons.

Nous avons vu que les professionnels enquêtés mobilisent de nombreuses théories, souvent naïves, durant la conception d'un agent apprenant. Ces théories leur permettent de faire des hypothèses sur la manière dont se structurent les données et ainsi de déterminer le biais d'observation à travers lequel leur agent pourra effectuer ses activités d'apprentissage.

Cependant, à la différence des activités de recherche académique¹²¹, ces théories et ces hypothèses ne portent pas sur des phénomènes simples qui, par le biais du protocole de l'étude et en référence à des épistémologies globales, sont souvent isolés de la complexité de la réalité. Comme nous l'avons vu, les concepteurs des agents apprenants ne font pas vraiment d'hypothèses précises et probatoires sur des relations qui existeraient entre des petits nombres de variables et sur la façon dont une machine pourrait apprendre à les modéliser. Ils réalisent plutôt, en référence à des épistémologies cette fois-ci plutôt locales, des hypothèses générales et exploratoires sur l'architecture relationnelle que recouvre une base de données de grande dimension et sur la manière dont cette architecture peut être apprise par un agent de calcul. Comme nous pouvons le lire dans le verbatim présenté ci-dessous, la conception d'un agent apprenant est en ce sens souvent considérée comme une activité scientifique. Cette dernière prend cependant des formes assez différentes des activités classiquement opérées par les académiciens. Ceci est par ailleurs d'autant plus marquant lorsque les boîtes noires sont mobilisées puisque, dans ce cas, l'objectif est clairement de trouver « le comportement de la nature » afin de pouvoir le prédire, mais sans pour autant pouvoir, ni vraiment le comprendre, ni vraiment l'expliquer.

« C'est une science différente. Je pense qu'il ne faut pas dire que c'est une science meilleure ou moins bonne, parce qu'on va aussi arriver à des résultats scientifiques, mais par des approches différentes sur lesquelles on ne va pas chercher l'équation qui va expliquer les choses. On va se charger de trouver le comportement de la nature de manière, entre guillemets, inexpliqué, mais mis en lumière par ces analyses de données » (Marius).

IV.1.2. De la théorie à l'empirie et inversement

Un travail d'enquête

Bien que la conception d'un agent apprenant soit une activité scientifique qui diffère de celle qui est classiquement déployée dans les laboratoires de recherche universitaires, elle n'en reste pas moins toujours réalisée dans un mouvement de va-et-vient entre théorie et empirie. Et elle l'est d'abord sur le plan technique. Lors de leurs entretiens, Icar et Lison ont par exemple insisté sur le fait que la fabrication d'un agent apprenant nécessite de bien connaître la littérature scientifique dans le domaine de l'apprentissage artificiel. De manière générale, une partie non négligeable des activités de travail de ces deux professionnels

¹²¹ *A minima* dans le cas des SHS traditionnelles.

consiste à effectuer différentes recherches dans le corpus des productions scientifiques de cette discipline qui, rappelons-le, est aujourd'hui moins orientée par des buts de connaissance fondamentale sur ce qu'est l'intelligence que par des objectifs pragmatiques portant sur la manière dont il est possible d'améliorer le traitement automatique de données numériques (cf. chapitre 4). Comme dans le cas des chercheurs académiciens, les professionnels des données passent un certain temps à échanger leurs connaissances scientifiques et techniques. Ils le font par le biais de forums spécialisés, de rencontres autour de *workshops*, de conférences, ou encore, à travers la conception et l'utilisation de *Massive Open Online Courses (MOOC)*. Et, durant la phase de développement de l'agent apprenant, ces connaissances théoriques sont systématiquement mises à l'épreuve de l'empirie. Ces mises à l'épreuve sont opérées par le biais de différentes boucles d'itérations évaluations-corrrections qui permettent aux concepteurs d'agent apprenant de s'approprier les connaissances algorithmiques qu'ils mobilisent. À travers ce processus itératif, ces connaissances sont modelées et combinées de manière à pouvoir adapter l'architecture cognitive de l'agent au problème empirique que constitue son apprentissage. À chaque problème que rencontre l'agent pour réaliser sa tâche d'apprentissage est souvent associée une nouvelle recherche théorique qui doit permettre l'amélioration de l'agent.

Toutefois, ce mouvement d'articulation entre théorie et empirie ne se joue pas au seul niveau technique. Il se fait également sur le plan humain et social. Par exemple, Marin a une bonne connaissance des disciplines que sont la psychologie et la sociologie cognitives. Ses conceptions sont en effet plus ou moins directement influencées par les travaux d'Allen Newell et d'Herbert A. Simon (1972), de Donald Hebb (1949), de Friedrich A. von Hayek (1952), de Jean Piaget (1975) et de Gérald Bronner (2003 ; cf. chapitre 3). Mais le cas de Marin ne peut pas être considéré comme une généralité puisque ses travaux s'inscrivent directement dans la tradition la plus orthodoxe de l'intelligence artificielle : ils reposent sur le principe de symétrie qui est au fondement de cette discipline. Or, dans le sens de ce que nous avons dit jusqu'ici, il ressort de nos matériaux que les concepteurs d'agents apprenants ont généralement un rapport assez distant aux SHS dans la mesure où ils s'appuient le plus souvent sur des épistémologies locales pour injecter l'expertise humaine nécessaire à l'apprentissage de leurs agents. Il n'en reste pas moins que, de façon analogue aux théories des sciences informatiques et des mathématiques, ces épistémologies sont systématiquement mises à l'épreuve des données par le biais des processus itératifs dont nous avons parlé en amont.

La conception d'un agent apprenant mêle un travail de recherche théorique et empirique qui est réalisé de façon plus ou moins naïve. Ce travail de recherche prend généralement la forme d'une enquête qui se joue à des niveaux sociotechniques, psychotechniques et qui passionne généralement les concepteurs d'agents apprenants. Nous souhaitons toutefois souligner que, dans certain cas, la conception de ces agents peut être réalisée de manière très froide. Parfois, les bases de données recueillies par les concepteurs sont bien structurées et comportent un nombre de variables relativement modeste qui n'ont aucune signification symbolique aux yeux des concepteurs¹²². Le travail de conception de l'agent apprenant peut dans ce cas prendre la forme d'un problème de résolution de combinatoire qui peut être entièrement automatisé. Le travail d'enquête devient très réduit ; même sur le plan algorithmique.

« [Parfois ...] on va vous donner de la donnée qui est bien formatée, qui est déjà un peu nettoyée. Voilà, si on réduit la combinatoire, c'est sûr que quelqu'un qui a une boîte à outil, il va prendre les 10 meilleurs algorithmes, il va prendre les 10 meilleurs paramétrages, il va les passer en boucle. Ça va lui faire 100 possibilités, et puis, il va garder la meilleure et c'est fini » (Léontin).

Cependant, un tel cas de figure apparaît assez rare aux yeux des professionnels que nous avons enquêtés. Par exemple, pour Léontin, la majorité des problématiques que rencontre un concepteur d'agent apprenant ne peut pas être résolue de cette manière. Selon lui, ces problématiques posent en effet de vraies difficultés combinatoires.

« Le problème des vrais problématiques pour un *data scientist* est qu'elles posent des vrais problèmes de combinatoire. Lorsqu'il y a des données à ajouter [...], même avec toute l'expérience du monde, toute les boîtes à outils du monde [...], vous pouvez avoir 35 ans d'expérience, s'il y a quelqu'un qui pense à ajouter la bonne *feature*, à savoir le taux de chômage en base 2 de la région Poitou-Charentes ces 10 dernières années [...] et qu'il se trouve que cette variable explique tout, il a quasiment gagné et on pourra rien faire. Même avec le meilleur algorithme du monde, si vous n'avez pas l'information, vous ne l'avez pas. Et vous ne pourrez pas extraire de l'information de la non information » (Léontin).

Par conséquent, pour Léontin, un bon agent apprenant, ce n'est pas seulement un agent doté d'une grande capacité calculatoire. C'est aussi un agent doté de la bonne architecture cognitive et c'est surtout un agent qui a accès à la bonne information, c'est-à-dire celle qui est pertinente dans le cadre de son problème d'apprentissage.

¹²² C'est-à-dire que le référent des données est inconnu.

IV.1.3. Enquêter à tâtons

Être agile dans le temps

D'une manière générale, nos matériaux montrent que la conception d'un agent apprenant implique une démarche d'enquête qui est résolument exploratoire. Nous avons dit plus haut qu'un peu à la façon des *hackers* de Nicolas Auray (2000), ce travail d'enquête comporte un caractère souvent un peu brouillon. Rappelons que pour Marius, concevoir un agent apprenant nécessite de nombreux tâtonnements qui renvoient à des processus d'itération pouvant être complexes. C'est d'ailleurs pourquoi la définition du projet qui motive la construction d'un agent apprenant n'est souvent formalisée que durant le processus même de sa conception. Selon Marius, concevoir ce type d'agent nécessite de cette façon une certaine capacité à pouvoir se détacher de la rigidité de la démarche scientifique traditionnelle.

« C'est une façon d'aborder la vie, je pense... Et les choses, aussi... Naturelle. Une sorte de détachement par rapport à la démarche scientifique rigoureuse. Avec des choses qui sont... Peut-être... Des gens qui sont toujours en retard par exemple » (Marius).

Notons toutefois qu'à ce niveau, le point de vue de Marius est assez particulier dans la mesure où certains des professionnels que nous avons enquêtés semblent adopter une philosophie de vie plutôt cartésienne tout en appréciant et respectant les cadres organisationnels. Néanmoins, nos différents entretiens montrent que l'activité de conception d'un agent apprenant implique des modes d'organisation particuliers. Que ce soit au niveau individuel ou collectif, la conception d'un agent apprenant nécessite une certaine agilité, voire même, une certaine propension à la perplexité (Stark, 2011). Par exemple, Icar nous explique lors de l'entretien que les projets qu'il conduit chez *JobCV* font l'objet de nombreuses réunions organisées de manière régulières. Ces réunions permettent de discuter collectivement ses avancées et de structurer ses activités autour de cycles de test et d'apprentissage relativement courts. Selon Icar, ces réunions sont par conséquent d'une importance considérable puisque les risques de faire des faux pas et de s'engager dans une mauvaise direction sont grands lorsque l'on fabrique un agent apprenant. Pour Marius, le concepteur d'un tel agent se doit ainsi d'être réactif, flexible et doit savoir s'accommoder de diverses formes de dissonance cognitive. La devise suivante permet selon lui de bien résumer cette idée : « *fail, but fail faste* » (i.e., trompe-toi, mais fais le vite).

Pour le concepteur, toute la difficulté est alors d'être agile dans le temps puisqu'en règles générales, la conception des agents apprenants ne se fait pas en quelques heures, voire quelques jours. Elle nécessite plutôt quelques semaines, voire quelques mois. Toutefois, comme nous l'avons vu précédemment, les temporalités accordées à cette activité peuvent être relativement courtes comparativement aux temporalités de la recherche académique. Par exemple, Lison ne dispose généralement pas plus de quelques semaines pour réaliser ses projets. Il est néanmoins important de souligner que, dans le cas d'une conception particulièrement innovante¹²³, ces temporalités peuvent s'étendre à une, voire, plusieurs années ; même si, du point de vue des professionnels enquêtés, ces cas de figures sont loin d'être une généralité. Quoi qu'il en soit, la fabrication d'un agent apprenant nécessite un temps de réflexion qui n'est pas négligeable. Aussi, pour Marius, si la conception d'un agent apprenant implique une certaine agilité et flexibilité, elle nécessite également une certaine endurance.

« La *data science*, ce n'est pas un *sprint*. Je pense que c'est plus une course de fond » (Marius).

IV.2. Un travail créateur

Des règles de l'art non formalisées

Les activités de conception des agents apprenants sont une nouvelle science opérationnelle. Cette dernière est en effet caractérisée par des processus de construction des connaissances plus inductifs, voire abductifs (Bruscaglioni, 2015), que ceux qui existent classiquement dans les domaines des sciences académiques les plus orthodoxes. Elle est en ce sens une nouvelle manière d'articuler les relations entre théorie et empirie selon des finalités qui ne sont plus vraiment de l'ordre de la compréhension ou de l'explication, mais de celui de l'anticipation. La conception des agents apprenants peut ainsi être comprise comme un ensemble d'activités d'enquête consistant à définir les cadres sociotechniques et psychotechniques qui doivent permettre aux machines de prédire les futurs et d'agir en conséquence. Nous avons alors vu qu'à la différence de Seymour Papert et de ses collègues (*cf.* chapitre 3), nos enquêtés ne font intervenir quasi-aucune épistémologie globale sur l'intelligence ; ni même, d'ailleurs, sur la société telle qu'elle est classiquement définie dans les sciences sociales (Desrosières, 1993). Nous avons ensuite souligné qu'afin de pouvoir permettre à leur agent apprenant de performer

¹²³ C'est par exemple le cas du processeur de traitement de situation que nous avons présenté dans le chapitre 3.

des épistémologies locales qui sont propres à l'implémenteur, les concepteurs passent par une phase de tâtonnement, souvent intense, compte tenu, notamment, de la grande diversité des technologies d'apprentissage artificiel qu'il existe aujourd'hui (cf. chapitre 4) et, par voie de conséquence, des nombreuses façons dont il est possible d'appréhender et de concevoir un même problème d'apprentissage automatique. Ne pourrions-nous donc pas considérer que la réunion de ces principales caractéristiques fasse de la fabrication d'un agent apprenant un art dont la pratique n'est pas encore formalisée ?

IV.2.1. *L'art de la recherche*

Quand l'œuvre est l'anticipation

Selon Janis, la réponse serait plutôt positive puisque le caractère exploratoire de la conception des agents apprenants en fait, d'après lui, un travail de recherche qui s'apparente à une activité artistique.

« Je trouve ça marrant parce que c'est quelque chose qui n'est pas déterministe. Ce n'est pas comme de l'informatique pure où on sait ce qu'on doit faire. On le fait. Ça marche. Très bien. Terminé. Là, ça se rapproche un peu de l'art finalement. Là, on n'est pas dans l'informatique décisionnelle. On est dans l'informatique heuristique. Une heuristique, c'est quand on s'approche de la solution sans l'avoir complètement. On est dans l'intelligence artificielle. Il ne faut pas l'oublier ! Et, du coup, il n'y a pas... On est dans de la recherche. Ce n'est pas de l'informatique industrielle pure. Il y a quand même une grosse partie recherche. Et c'est ça qui est intéressant » (Janis).

Pour certains concepteurs, fabriquer un agent apprenant, c'est un peu comme réaliser une création artistique. Mais cette création est spécifique puisqu'ici, l'œuvre, c'est l'anticipation. À l'instar des autres activités artistiques, la conception d'un agent apprenant renvoie ainsi à de nombreuses incertitudes (Menger, 2014) : le problème de l'implémenteur qui en est à l'origine est souvent ouvert et mal défini. La conception d'un agent apprenant implique beaucoup de tâtonnements. Elle recouvre d'ailleurs des incertitudes qui sont d'autant plus fortes que l'exploration doit être rapidement associée à une logique d'exploitation (March, 1991a) qui doit, quant à elle, permettre de réduire les incertitudes. Une fois constitué, un agent apprenant n'est-il pas utilisé comme un outil permettant de faciliter l'action dans un environnement incertain ? Aussi, de façon analogue aux artistes qui intéressent Pierre-Michel Menger (2014), les concepteurs d'agents apprenants ne peuvent que très rarement planifier à l'avance l'issue de leur travail. C'est d'ailleurs précisément pourquoi, pour Janis, ce travail est

non déterministe. Et c'est pour cette même raison que Léontin insiste lors de l'entretien sur l'existence systématique d'une grande diversité de chemins permettant de conduire à une grande diversité de solutions pour un même problème d'apprentissage. Ajoutons que ce point de vue est partagé par la majorité des professionnels enquêtés. Par exemple, lors de l'entretien, Joseph souligne à maintes reprises qu'à l'ère du big data, les règles de l'art de la conception des machines à produire des futurs sont loin d'être formalisées.

Ainsi, un peu à la manière des agents qu'ils conçoivent, les concepteurs adoptent une posture que nous pourrions également qualifier de pluraliste. Selon eux, il existe toujours plusieurs manières d'explorer, de définir et de traiter un problème d'apprentissage artificiel. Par conséquent, comme dans le cas de l'art, il n'y a pas qu'une seule façon d'atteindre le succès. L'analogie avec les enquêtes de Pierre-Michel Menger est alors d'autant plus frappante que la réussite d'un agent apprenant constitue généralement un compromis qui est défini au fil des attachements que le concepteur va pouvoir nouer avec les autres personnes impliquées dans le projet. Un peu à la manière dont le succès des œuvres de Beethoven est autant la résultante de ses talents artistiques que de ses compétences sociales, la réussite des agents apprenants ne dépend pas seulement du génie technologique de son concepteur.

« Il faut arriver à bien comprendre les utilités pour le métier, les enjeux business, les rapports de force, etc. Un bon résultat technique ne suffit pas. Il faut aussi que le résultat du *data scientist* soit communiqué, soit compris, soit évangélisé et qu'il se diffuse dans la société. Le plus beau modèle, la plus belle prédiction du monde, s'il n'y a pas d'adhésion derrière, s'il n'y a pas une mise en réalisation, ce ne sera que des frustrations et des désillusions » (Marius).

Marius a raison de pointer le rôle central de ce qu'il appelle l'adhésion dans la réussite des agents apprenants. Cette adhésion permet en effet de mieux comprendre la distinction que nous avons précédemment soulignée entre les activités que sous-tend la conception d'un agent apprenant et celles qui composent traditionnellement l'enquête statistique. Elle apparaît effectivement plus fondamentale dans le premier cas que dans le second pour au moins une raison. À la différence des statistiques traditionnelles, le travail de conception d'un agent apprenant n'a pas de finalité cognitive proprement dite. Les objectifs associés à sa fabrication sont avant tout pragmatiques dans la mesure où il s'agit moins de comprendre que d'orienter l'action (Boullier, 2016). Les statuts des œuvres d'un statisticien et d'un concepteur d'agent apprenant sont ainsi très différents. Pour le second, la statistique sert avant tout à produire des architectures cognitives permettant de développer des applications intelligentes qui sont souvent d'ordre serviciel. Et nous avons montré en amont que, pour les interviewés, c'est

cette prédominance du pragmatisme qui permet de distinguer leurs activités de celles d'un statisticien. Sur le plan cognitif, cette prédominance confère au travail d'enquête que constitue la fabrication des agents apprenants une certaine liberté largement appréciée par les enquêtés. Mais cette liberté a un coût. Cette sorte de détachement vis-à-vis de la rigueur scientifique traditionnelle (i.e., des épistémologies globales) s'accompagne d'un attachement plus important aux exigences de l'implémenteur (i.e., aux épistémologies locales). Autrement dit, l'activité de conception d'un agent apprenant compose un travail de recherche opérationnelle où les objectifs de performance organisationnelle prennent le pas sur les buts de connaissance. N'oublions pas que les critères d'optimisation, qui sont définis de façon plus ou moins collaborative par l'implémenteur, sont le fil rouge des enquêtes sociotechnique et psychotechnique qui permettent la conception d'un agent apprenant. Si, comme Marius, les autres enquêtés portent une profonde attention aux objectifs de performance organisationnelle, c'est parce qu'ils savent bien qu'un agent apprenant ne peut réellement être performatif qu'à la condition préalable que l'implémenteur y adhère.

IV.2.2. L'art du bricolage

Entraînement et expertise

En résumé, nous pourrions dire que concevoir un agent apprenant, c'est un art de la recherche qui est guidé par des finalités pragmatiques. Du point de vue des professionnels enquêtés, pour pouvoir réaliser cet art avec félicité, il est nécessaire de savoir bricoler, c'est-à-dire, pour reprendre les termes de Nicolas Dodier :

« [De savoir] chercher autour de soi, et compte tenu de ce qui est disponible dans cet espace localisé et centralisé, des associations qui tiennent entre les êtres. Dans le bricolage, c'est l'individu lui-même qui apparaît comme le centre de mises en relations qui sinon, sans cet intermédiaire, resteraient dispersées. Les objets forment ici, autour du bricoleur, un « trésor », ils sont par principe « hétéroclites » (Lévi-Strauss, 1962, pp. 27-29) [...]. Le bricolage consiste à favoriser ce qui est à portée de l'opérateur par rapport à d'autres formes de repérage, tels que le respect des règles, ou la délégation des arbitrages à des spécialistes [...]. Le bricolage est une apologie du proche depuis ce centre qu'est l'opérateur. Le bricoleur va chercher autour de lui, selon les pentes de plus facile accès, selon les chemins frayés par sa mémoire personnelle [...]. Le bricolage ne se réduit donc pas aux « trucs » ou aux « ficelles » partagés par des groupes d'opérateurs, et souvent décrits par la sociologie ou l'ethnologie du travail, comme alternatives à l'organisation formalisée, car le bricolage prend en partie sa valeur de sa capacité

d'invention véritablement individuelle face à des situations inédites forgées par des aléas à l'origine de problèmes nouveaux » (Dodier, 1995, pp. 228-229).

Bien entendu, pour les concepteurs d'agents apprenants, bricoler revient moins à manipuler les objets qui composent les ateliers des entreprises que les données et les programmes qui forment leurs systèmes d'informations. Un peu comme si les objets des opérateurs de Nicolas Dodier correspondaient aux codes de nos enquêtés dans le sens où les activités de conception des agents apprenants consistent, pour grande partie, à modifier et combiner des bouts de codes souvent un peu hétéroclites. Ces derniers peuvent alors provenir de sources différentes : afin d'élaborer leurs agents apprenants, les professionnels interviewés vont puiser dans la littérature scientifique, dans les forums spécialisés, ou encore, dans la tête de leurs amis et de leurs collègues. Pour Icar, ces bouts de codes forment généralement des sortes de clés qu'il a pu s'approprier au cours de son expérience et qu'il a progressivement stockées de façon à développer sa propre boîte à outils.

Marius partage cette représentation. Selon lui, les activités de conception d'un agent apprenant impliquent ainsi ce qu'il appelle de l'entraînement et de l'expertise.

« *Data science as a sport* ». Donc, il y a une notion d'entraînement. C'est-à-dire que, [... la première fois], il va falloir se forger un peu ses outils. On va un peu pédaler dans la choucroute. La deuxième, on va se perfectionner ; la troisième, encore plus. Donc, après, on va être affuté. On va très vite traiter les données. On a ces petites macros. On va très rapidement faire les choses. Sur les dates, on a rencontré le problème une fois. Après, on prend des bouts de codes. C'est un entraînement [...]. Et puis, il y a l'aspect outillage. L'outillage se perfectionne au fur et à mesure. C'est un acquis que chaque *data scientist* se forge dans l'expérience. On s'échange des bouts de code, on s'échange des idées, etc., ce qui fait que le spécialiste, celui qui est entraîné, en une journée, il va faire un premier modèle rapidement, alors que le débutant, il va mettre une semaine à le faire. Ensuite, il y a aussi la gestion du temps et des priorités [...]. C'est ce qui va faire que les *data scientists*, vraiment les bons, ils vont savoir tout de suite aller droit au but. Ils vont détecter à l'avance les impasses. Donc, c'est l'expérience, c'est l'intuition, c'est le pragmatisme, c'est l'itération, être agile, savoir bien itérer, et aller droit au but, être *successful* dans sa démarche » (Marius).

Pour Marius, il semblerait donc que les activités inférentielles engagées dans la fabrication des agents apprenants puissent être représentées à l'aide du modèle *SOAR* élaboré par John E. Laird *et al.* (1987). En adoptant ce point de vue, nous pouvons en effet dire qu'avec l'expérience, les concepteurs de ces agents apprennent à développer différents *chunks* qui ne sont rien d'autre que ces « pentes de plus facile accès » et ces « chemins frayés par [l]a mémoire personnelle » dont parle Nicolas Dodier (1995). Ces pentes et ces chemins permettent à ces concepteurs d'accéder rapidement à l'information pertinente qui est stockée

dans leur mémoire à long terme. Ces derniers peuvent de ce fait percevoir rapidement les différentes manipulations qui les conduiront à concevoir une première version de l'agent apprenant ainsi que les différentes modifications qui seront susceptibles de l'améliorer. Ces *chunks* renvoient en ce sens à l'intuition dont parle Marius, c'est-à-dire un ensemble de « plis » que le concepteur a appris à « repérer » afin de pouvoir définir et prendre rapidement « prise » sur le problème d'apprentissage que doit résoudre son agent (Bessy & Chateauraynaud, 1995). Cependant, en référence aux travaux d'Edwin Hutchins (1995), l'expertise des concepteurs d'agents apprenants est distribuée aux différentes clés qu'ils ont pu inventer au cours du temps. En regroupant des bouts de codes modifiables et combinables, leurs boîtes à outils constitueraient de cette façon une forme externalisée des *chunks* dont nous venons de parler.

En somme, pour Marius, cet art du bricolage que constitue la fabrication d'un agent apprenant est ce qu'il appelle un *black art* ou, si l'on préfère, un travail invisible qui renvoie à une expertise plus ou moins distribuée et qui permet aux concepteurs d'agents apprenants de repérer rapidement les embûches, de gérer les risques et les incertitudes qui sont consubstantiels à leurs activités. Elle les aide à planifier et re-planifier, en fonction de l'évolution du processus de conception, les différentes lignes de développement de leurs agents de façon à pouvoir rapidement élaborer et tester une nouvelle structure de données, ou encore, une nouvelle technique d'apprentissage. En référence au verbatim présenté précédemment, c'est cette expertise qui permet aux concepteurs d'agents apprenants de repérer rapidement les coûts et les avantages des explorations qu'il souhaite réaliser. Si la construction des agents apprenants est un art de la recherche, c'est art de la recherche est indéniablement un art du bricolage.

IV.2.3. L'art de la curiosité

Motivation intrinsèque et boîte à idées

Néanmoins, aux yeux des professionnels que nous avons enquêtés, l'expertise et l'entraînement ne font pas tout. Compte tenu du caractère exploratoire des activités de fabrication des agents apprenants, la curiosité est une aptitude que leurs concepteurs doivent savoir cultiver. Comme nous l'avons vu, dans ce domaine, les règles de l'art ne sont pas formalisées. Pour Icar, il existe une multitude de techniques nouvelles qui, depuis quelques

années déjà, sont régulièrement améliorées par les spécialistes de l'apprentissage artificiel (cf. chapitre 4). Or, à tout le moins en 2014, les formations sont encore assez rares et sont loin d'être exhaustives et bien structurées. La conception des agents apprenants est un univers relativement nouveau. Selon Icar, ceux qui souhaitent l'explorer doivent ainsi faire preuve d'une forte motivation intrinsèque et d'une grande curiosité dans la mesure où il y a, selon lui, tellement de chose à découvrir, que cela peut parfois paraître décourageant. Certains peuvent s'y perdre. Durant l'entretien, Lison explique en ce sens que la conception des agents apprenants nécessite une part importante de réassurance. Selon elle, cette activité demande un investissement cognitif qu'il est difficile de fournir sans être véritablement passionné.

Pour la majorité des professionnels interviewés, le travail cognitif engagé dans les activités de fabrication des agents apprenants est en effet souvent assez prenant étant donné qu'il est réalisé un peu à tout moment. Par exemple, Janis raconte durant l'entretien qu'il trouve généralement les bonnes idées lorsqu'il ne travaille pas, lorsqu'il fait autre chose. Les idées intéressantes peuvent arriver durant des discussions informelles. Ces discussions peuvent même paraître, de *prime abord*, assez éloignées du problème que pose la conception d'un agent apprenant. Pour certains des enquêtés, les idées peuvent également venir pendant la nuit, durant un trajet en voiture ou en métro, pendant les courses ou lors d'autres événements plus ou moins appropriés. Aussi, afin d'éviter de laisser passer un train de pensées intéressantes, la plupart des enquêtés ont une sorte de boîte à idées qu'ils emportent habituellement avec eux. Pour Lison, cette boîte à idées est un simple carnet qu'elle a toujours dans son sac à main. Pour Léontin, cette boîte à idées est son *Google kit*. Peu importe que le support soit analogique ou numérique. L'important est de pouvoir y accéder facilement. Et cette boîte à idées est souvent utilisée sans trop de modération. Concrètement, elle prend la forme d'un ensemble de notes plus ou moins éparses qui forment un journal de bord pour chaque projet. Lors de difficultés, ce journal peut faire l'objet d'une synthèse, ce qui permet de faire un point, un bilan qui peut être utile lorsque les découvertes sont nombreuses et que le concepteur perd un peu pied. Léontin pratique par exemple cette technique. Et ces synthèses ont pour lui une grande utilité. Une fois rédigées, il peut les envoyer à ses collègues de façon à ce que ces derniers puissent l'aider à reprendre pied et à avancer dans la conception de son agent. Pour d'autres, ces sortes de journaux de bord sont des corpus d'idées à l'intérieur desquels il est possible de puiser. Marius a par exemple pris l'habitude de consulter sa boîte à idées lorsqu'il cherche à ajouter des variables durant la phase de formalisation du problème d'apprentissage.

Pour concevoir des agents apprenants, il faut être imaginatif, curieux et motivé. Leur fabrication compose un processus qui n'est généralement pas formalisé. Par conséquent, il n'y a pas vraiment de recette à suivre : il faut être créatif. Pour certain, cette créativité prend la forme d'un travail quotidien qui n'a pas vraiment de fin : c'est une exploration qui anime toute une vie. C'est par exemple le cas de Marin qui a mis plus de trente-cinq ans à élaborer ces dernières versions d'agents apprenants, ce qui veut dire qu'il a passé beaucoup de temps à les régler, à les tester et à lire de multiples travaux afin de trouver des idées permettant de les améliorer. Et il continue, encore aujourd'hui, à les faire évoluer avec l'aide de sa fille. Marin disposerait de ce fait d'un nombre non négligeable de versions de ses agents de calcul. Il aurait également accumulé plusieurs centaines de tableurs qui synthétisent les enquêtes qu'il a réalisées pour les régler et les tester. Ici, la conception des agents apprenants ne ressemble-t-elle pas à ces quêtes sans fins qui peuvent animer la vie de certains artistes ? Même si Marin ne constitue pas une généralité, il n'en reste pas moins que, du point de vue de nos matériaux, la conception d'un agent apprenant est autant un travail scientifique qu'un travail créateur (Menger, 2014). Il nous semble alors que tout l'intérêt de ce chapitre est de mettre en avant le caractère collectif de ce travail puisqu'il est, comme nous l'avons vu, la résultante des multiples interactions qui associent le concepteur et l'implémenteur. C'est donc précisément en ce sens qu'au niveau de l'environnement de conception, les services rendus par les agents apprenants peuvent être compris comme des co-créations.

Conclusion

Vers de nouvelles frontières ?

En tant qu'agents de calcul, les agents apprenants peuvent être saisis comme des entités socio-matérielles ayant pour fonction d'apporter aux hommes cette sorte de supplément d'âme (Bergson, [1932] 1984) dont nous avons parlé en introduction de ce chapitre. À l'ère de la quatrième génération de big data que nous connaissons aujourd'hui (*cf.* chapitre 2), ces agents recouvrent ainsi beaucoup de fantasmes qui se manifestent par autant de craintes et d'espérances. Nous avons vu dans le chapitre 3 que ces peurs et ces espoirs ne sont pas nouveaux puisqu'ils existent déjà, sous des formes relativement proches de ceux que l'on peut connaître aujourd'hui, dès l'avènement des premières formes d'intelligence artificielle. À ce moment, l'esprit des machines n'est toutefois pas identique à celui des agents apprenants qui

connaissent, actuellement, une vague de démocratisation sans précédent. Cependant, cette différence ne se joue pas tellement sur un plan purement technologique. Par exemple, les techniques d'apprentissage par évolution simulée, par régression linéaire, par inférence d'arbre, ou encore, les réseaux de neurones existent déjà au temps des agents cognitivistes et connexionnistes (cf. chapitre 3 et 4). La différence se manifeste à un autre niveau qui est plus d'ordre sociologique dans la mesure où elle est la résultante d'une appropriation particulière, par les acteurs de la sphère socioéconomique, des évolutions qui caractérisent l'histoire de l'intelligence artificielle.

Plus exactement, nous avons vu dans le chapitre 3 qu'avec le développement des agents intégrés, les agents cognitivistes et connexionnistes sont progressivement devenus des agents statistiques dans le sens où les spécialistes de l'intelligence artificielle les ont compris comme des architectures de traitement de données qui peuvent être représentées par des formalismes mathématiques. Pour Antoine Cornuéjols et Laurent Miclet (2010), le développement des agents statistiques ou, si l'on préfère, des agents apprenants marque de cette manière un changement de paradigme important puisque ces derniers ne visent plus à simuler une tâche intelligente (i.e., l'apprentissage), mais plutôt à produire des activités de recherche, au sein d'une base de données, d'hypothèses permettant de satisfaire un critère d'optimisation particulier (cf. chapitre 4). Ce que l'on appelle l'apprentissage artificiel n'est plus caractérisé par un principe de symétrie qui véhiculerait une vision plutôt culturaliste ou naturaliste de l'esprit. Il est une discipline qui, croisant l'informatique et les mathématiques, rassemble de nombreuses techniques algorithmiques qui composent ce que nous avons nommé dans le chapitre précédent un *self-service* de produits *open source*. Ce *self-service* tient alors une place importante dans le mouvement de démocratisation des agents de calcul puisque, s'accompagnant d'une production importante de supports destinés à favoriser l'autoformation des concepteurs des agents apprenants, il est une solution collective au problème de la pénurie des faiseurs d'algorithmes (cf. chapitre 2). Aussi, l'intérêt de ce chapitre est de rendre compte de la manière dont les concepteurs d'agents apprenants mobilisent ces différentes technologies pour fabriquer des machines qui doivent être perçues comme pertinentes par l'implémenteur. Nous avons en ce sens vu qu'avec le développement des big data 4G et la démocratisation des techniques de *machine learning*, les concepteurs interviewés n'ont plus besoins de recourir aux épistémologies globales traditionnellement associées à l'intelligence et au social pour fabriquer leurs agents. Tout l'art de cette science opérationnelle nouvelle qu'est la conception des agents apprenants est de faire en sorte que ces derniers encapsulent

des épistémologies locales propres à l'implémenteur de façon à cadrer les activités inférentielles de ces machines et garantir de cette manière la pertinence des futurs qu'elles produisent. Le problème est que l'implémenteur n'a pas toujours une conscience aigüe de ces savoirs locaux qui ne sont que rarement formalisés. Le concepteur est de cette façon généralement conduit à aider l'implémenteur à les découvrir et à les structurer dans le même temps qu'ils explorent, ensemble, les problèmes que l'agent doit permettre de résoudre. Et c'est pourquoi nous avons affirmé que les agents apprenants peuvent être considérés comme des co-créations.

En référence à notre chapitre 3, nous souhaitons une nouvelle fois préciser que nos propos ne consistent pas à dire qu'à l'ère des big data 4G, il n'existe plus d'agents de calcul conçus à partir des épistémologies globales qui sont classiquement associées au social et à l'intelligence. Par exemple, nous avons nous-mêmes collaboré pendant deux mois et demi avec un des laboratoires de recherche en intelligence artificielle de l'Université de Montréal et pour qui le principe de symétrie entre intelligence du vivant et du non vivant est d'une grande actualité. En outre, la nomination récente de Yann LeCun à la chaire d'Informatique et sciences numériques du Collège de France ne montre-t-elle pas l'intérêt que certaines organisations peuvent plus ou moins directement porter à l'égard de ce principe de symétrie ? Surtout si l'on tient compte du fait que Yann LeCun, qui est comme nous l'avons vu un des inventeurs du *deep learning* (cf. chapitre 3), met à disposition de *Facebook* les connaissances qu'il a pu développer, au cours de sa carrière, sur les agents connexionnistes. De même, nous avons plusieurs fois précisé que Marin, un des concepteurs que nous avons rencontré, propose des machines conçues selon le principe de symétrie qui est au cœur de l'intelligence artificielle. Seulement, nous ne pouvons pas considérer que ce sont les quelques grands acteurs du web, les laboratoires universitaires spécialisés dans l'intelligence artificielle ou quelques concepteurs d'exception qui font la démocratisation des agents de calcul. Ce point est d'autant plus important que cette démocratisation constitue, nous semble-t-il, une des particularités de notre temps. Comme nous l'avons pointé dans le chapitre 2, les concepteurs d'agents de calcul manquent d'une telle façon que leur autoformation est aujourd'hui loin d'être une pratique isolée. Les concepteurs d'agents de calcul qui apprennent sur le tas sont nombreux et participent, d'une manière non négligeable, à infléchir les formes de la croissance démographique des machines intelligentes. Insistons encore une fois sur le fait que, dans le panel des professionnels que nous avons interviewé, seul un d'entre eux contribue à faire exister le principe de symétrie qui est au fondement de l'intelligence artificielle. La

quasi-totalité des professionnels interrogés ne cherchent pas vraiment à comprendre l'intelligence des hommes et celle des machines selon un même principe d'analyse. À la différence des chercheurs en intelligence artificielle que nous avons pu nous-mêmes côtoyer ou celle de Seymour Papert et ses collègues dont nous avons précédemment parlé, les concepteurs que nous avons interviewés passent leur temps à découvrir les intentions de l'implémenteur et à les formaliser en un problème d'optimisation statistique. Soulignons alors que les spécialistes de l'intelligence artificielle traditionnelle ont toujours eu, eux aussi, pour habitude de s'intéresser aux savoirs locaux des implémenteurs. Le développement des systèmes experts en est une bonne illustration puisque, rappelons-le, ils ont, dès le milieu des années soixante-dix, déjà pour fonction d'encapsuler les connaissances d'un domaine d'expertise particulier. Néanmoins, ce travail d'opérationnalisation a dans ce cas précis toujours été accompagné d'une réflexion de fond sur l'intelligence. Ce que présentent bien, encore une fois, les propos de Seymour Papert que nous avons exposés dans la conclusion du chapitre 3. Il nous semble ainsi que l'importance de ce chapitre est de mettre en avant la manière dont l'avènement de la quatrième génération de big data s'accompagne d'un mouvement d'appropriation des évolutions récentes des agents de calcul qui tend à instaurer une nouvelle frontière entre l'intelligence des machines et celle des hommes. Et, dans une certaine mesure, cette frontière rappelle le grand partage entre science pure et science appliquée qui pose, *a minima* dans le cas de la discipline économique et aux yeux du regretté Alain Desrosières (1993), un certain nombre de problèmes.

« Plus généralement, le relatif silence de certaines sciences humaines [i.e., l'économie] sur les problèmes de classification, et *a fortiori* sur ceux du codage (c'est-à-dire la décision d'attribuer un cas à une classe) est lié au partage entre science pure et science appliquée. La taxinomie et surtout le codage y sont perçus comme des problèmes techniques et pratiques, souvent résolus au jour le jour par des exécutants et non par des théoriciens. C'est aussi pourquoi les réflexions les plus originales et les plus fécondes sur ces questions peuvent être produites dans des domaines comme le droit ou la médecine, où le traitement de cas singuliers est un enjeu majeur. Le passage de la singularité à la généralité et la construction de classes d'équivalence consistantes sont pourtant, pour la plupart des sciences humaines, des problèmes théoriques et pratiques essentiels, à l'origine d'outillages cognitifs et sociaux très variés. La statistique est l'un d'entre eux, mais est loin d'être le seul... » (Desrosières, 1993, p. 290).

Notons qu'avec les agents apprenants, les « exécutants » dont nous parle Alain Desrosières ne sont rien d'autres que les machines. De plus, ce sont les principes permettant à ces dernières d'inférer des sélections et des classements qui tendent aujourd'hui à devenir des problèmes techniques et pratiques. Or, et nous espérons avoir réussi à le pointer avec assez de

précision, ces principes d'inférences ne sont pas des manières naturelles et indiscutables d'observer et de prédire le réel. Ils recouvrent diverses formes de normativité qui, malgré leurs caractères souvent assez triviales (*cf.* ce que nous avons préalablement appelé l'enquête sociotechnique) et technico-pratiques (*cf.* ce que nous avons préalablement appelé l'enquête psychotechnique), n'en sont pas moins associés à des problèmes théoriques qui sont fondamentaux en SHS. Comme le montre Alain Desrosières dans le cas de la statistique publique, la production des connaissances renvoie inmanquablement à des problématiques techniques et pratiques. Pour autant, elle n'en reste pas moins systématiquement associée à de multiples questions et enjeux sociocognitifs qui, s'ils ne semblent pas, à l'heure actuelle, considérés à leur juste valeur (voire pire, parfois peut-être un peu cachés), sont d'une grande importance du point de vue du collectif. Nous pouvons en ce sens nous demander si, à l'instar de Joseph, certains des concepteurs d'agents apprenants ont raison de penser que les machines intelligentes sont leur propre et que les spécialistes des SHS n'ont rien à dire sur leurs compositions matérielles sous prétexte qu'elles recouvriraient des enjeux techniques qui ne sont pas de leur domaine d'expertise. En participant à faire exister ce type de grand partage entre, d'une part, les mathématiques et l'informatique, et, d'autre part, les SHS, ces quelques professionnels n'oublieraient-ils pas que ces dernières ont joué un rôle primordial dans l'histoire des agents de calcul (*cf.* chapitre 3) ?

Le développement des big data 4G est récent. Il serait donc bien présomptueux de prétendre pouvoir dessiner la manière dont elles vont être organisées dans le futur. Il nous semble cependant important de porter une certaine attention à l'avènement de cette nouvelle frontière que pourrait progressivement instaurer le mouvement de démocratisation des agents de calcul entre intelligence des machines et intelligence des hommes ; voire, plus généralement, entre recherche opérationnelle et recherche fondamentale. Après tout, que savons-nous des tenants et des aboutissants d'un développement sans précédent de machines ayant pour fonction principale de performer de seules épistémologies locales ? Ou, si l'on préfère, que savons-nous des effets de composition que pourrait produire le développement de machines dont la pertinence n'est évaluée par le biais d'aucune réflexion d'ordre un peu général sur ce que sont l'intelligence et le social ?

Transition 2. Des agents de calcul pertinents ?

Les technologies big data forment un marché de dispositifs au cœur duquel se trouvent les agents de calcul. Ce marché est animé par un mouvement sociotechnique qui est aujourd'hui en train de préparer une vague d'intégration sans précédent des machines intelligentes au sein des organisations des sociétés modernes (*cf.* chapitre 2). C'est précisément en ce sens que nous avons affirmé que, si le big data est une révolution, celle-ci est celle des agents de calcul. Si rupture il y a, cette dernière doit donc moins être comprise comme technologique que démographique puisque ces agents ont une histoire qui est déjà ancienne et qui montre que les intelligences artificielles ont dès le début trouvé leur place au sein de ce que Michel Callon (2013) appelle les agencements marchands (*cf.* chapitre 3). En autorisant l'évaluation de la richesse en minerais des sites géologiques (et donc leur qualification), l'agent cognitiviste *PROSPECTOR* (Gaschnig, 1980) n'est-il pas un élément des agences qualculatrices qui travaillent à la passivation de ces espaces plus ou moins naturels ? En organisant la rencontre entre les ordinateurs *VAX-11* et leurs acheteurs, le système expert *XCON* (Forgy, 1981) ne constitue-t-il pas une des composantes de plus vastes agences qualculatrices destinées à singulariser ces biens informatiques ? Mais les agents cognitivistes ne sont pas les seuls à avoir participé à l'agencement des marchés. Les agents connexionnistes ont eux aussi contribué, un peu plus tard, à cette tâche. En permettant aux clients d'*Amazon Web Services* de détecter facilement les comportements suspects des services informatiques mis à leur disposition, *Grok* (Numenta, 2011 ; 2015) ne fait-il pas partie d'un ensemble d'agences qualculatrices dont le but est de mieux attacher les consommateurs en suscitant leur confiance ? La grande différence est qu'avec le développement des big data 4G et des technologies d'apprentissage artificiel, les agents de calcul sont aujourd'hui en train de

peupler d'une façon qui n'a jamais existé auparavant les cinq espaces de cadrage¹²⁴ qui permettent la production des agencements marchands (Callon, 2013).

Les deux grands problèmes auxquels nous avons cherché à répondre en posant la question de la pertinence des agents de calcul du point de vue de l'environnement de conception sont donc les suivants.

- Comment les agents de calcul ont-ils pu intégrer comme ils l'ont fait jusqu'ici les organisations qui animent l'activité socioéconomique des sociétés modernes ?
- Comment ont-ils pu participer à leur encastrement cognitif ?

Comme nous l'avons pointé dans le chapitre 2, les travaux de Franck Cochoy (2014) sont selon nous d'une importance fondamentale pour répondre à ce questionnement. Pour bien saisir cette importance, il nous faut faire un détour explicatif. D'une manière générale, les sociologies critiques de la modernité ont pointé que la diffusion des biens sur les marchés est garantie par des mécanismes extrêmement fins et puissants de manipulation des consommateurs (Adorno & Horkheimer, [1947] 1974 ; Marcuse, [1964] 1968). En mettant en lumière comment un marché est bien souvent une composition de dispositifs qui font l'objet d'une offre et d'une demande, Franck Cochoy (2014) prolonge, d'un point de vue pragmatique, celui des sociologues les plus critiques pour souligner que les premiers manipulés ne sont pas forcément ceux que l'on croit. Les spécialistes de la manipulation marchande y sont eux-mêmes sujets. C'est donc afin de ne pas négliger cet aspect que nous avons considéré que les machines à produire des futurs économiques, en tant que dispositifs vendus sur différents marchés, font l'objet d'une conception, d'une implémentation et d'une utilisation qui recouvrent deux niveaux de pertinence où se jouent différents enjeux de pouvoir¹²⁵. Il nous semble ainsi que nous pourrions répondre à la première question que nous venons de poser au sujet de l'intégration des agents de calcul au monde des affaires de la manière suivante. Dans le sens de ce que nous avons dit dans le chapitre 2 à propos des technologies big data, l'intégration des machines intelligentes au sein des organisations est une performance de tout ceux qui contribuent à les produire et à les diffuser. N'est-ce pas la

¹²⁴ Rappelons que ces espaces sont ceux de la passivation des biens, de l'activation des agences calculatrices, de l'organisation des rencontres marchandes, de la production des attachements et de la formulation des prix (cf. chapitre 1).

¹²⁵ Et cela vaut même dans le cas où le concepteur et l'implémenteur peuvent constituer un seul et même acteur. En référence aux travaux de Franck Cochoy, comme le montrent Robert-Vincent Joule et Jean-Léon Beauvois (2002), l'escalade d'engagement est une technique de manipulation que les organisations (voire les individus qui la font) peuvent mobiliser pour s'auto-conditionner.

représentation que nous avons souhaité véhiculer en formulant l'idée que les offreurs des technologies big data préparent aujourd'hui un avènement massif des agents de calcul ? Tout l'intérêt des travaux de Franck Cochoy (2014) est ainsi de nous permettre de mieux saisir comment l'intégration de ces agents au monde des affaires découle d'une sorte de manipulation réussie de leurs implémenteurs par leurs concepteurs. Mais n'est-il pas possible d'aller plus avant dans la compréhension de cette forme de manipulation ?

Nous pensons que si. C'est même ici que se trouve, selon nous, un des principaux avantages de la proposition théorique que nous avons réalisée dans le premier chapitre. Un locuteur-concepteur ne peut faire advenir le monde sans que les interlocuteurs-utilisateurs qui le composent participent à cette manipulation. C'est la grande leçon de la pragmatique linguistique de Dan Sperber et de Deirdre Wilson (1989) : pour bien comprendre la performativité d'une représentation publique, il faut chercher à saisir en quoi cette dernière est pertinente du point de vue de celui à qui elle est destinée. La technique du pied-dans-la-porte de Robert-Vincent Joule et de Jean-Léon Beauvois (2002) en est un bon exemple. En faisant une petite demande à une personne (e.g., répondre à un questionnaire de 15 items), le chercheur ne fait-il pas que rendre plus acceptable (et donc plus pertinente) la demande importante qu'il souhaite ultérieurement lui présenter (e.g., participer à une étude expérimentale de 90 minutes) ? Comme nous l'avons vu dans le chapitre 1, l'acceptabilité¹²⁶ n'est toutefois pas la seule dimension permettant de garantir la pertinence, et donc, de favoriser la réussite d'un énoncé ou d'une technique. Un questionnaire n'a-t-il pas toujours plus de chance d'être rempli si l'enquêté a une utilité à s'engager dans cette activité et si cette dernière est facile à réaliser ? Il nous semble que les sociologues sont bien placés pour savoir que la réponse est plutôt positive. Ceci explique d'ailleurs en partie pourquoi, dans le cas d'expérimentations un peu lourdes, certains chercheurs n'hésitent pas à rémunérer les participants pour les aider à trouver une utilité facilitant leur engagement. Pour en revenir à nos chers agents de calcul, ne pouvons-nous donc pas nous demander quelle est cette pertinence (i.e., l'utilité, l'utilisabilité et l'acceptabilité) que les implémenteurs accordent à ces machines ? Nous croyons une nouvelle fois que oui et que ce questionnement est d'autant plus passionnant qu'il est susceptible de nous permettre de mieux comprendre ces sortes de soumissions librement consenties (Joule & Beauvois, 2002) qui lient les implémenteurs aux concepteurs.

¹²⁶ Rappelons que cette dimension de la pertinence ne nous apparaît d'ailleurs pas suffisamment considérée par Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989 ; cf. chapitre1).

À tout le moins, c'est ce problème qui a motivé les travaux que nous avons jusqu'ici présentés. Nous souhaitons ainsi souligner que, bien que cela ne recouvre rien de nouveau aux yeux des sociologues, nous avons trouvé que la pertinence que les implémenteurs accordent aux agents de calcul est une production socio-matérielle et historique. À l'instar des big data (cf. chapitre 2), la pertinence des machines intelligentes évolue au cours du temps. Nous avons en ce sens montré dans le chapitre 3 que cette dernière dépend des performances des concepteurs puisqu'elle varie en fonction de ces sortes d'énoncés que véhiculent les agents de calcul et des contextes qui les font exister. En nous appuyant de manière un peu cavalière sur la métaphore de la ventriloquie que François Cooren (2013) a développée, nous pourrions en effet considérer que les agents de calcul font exister des principes, des règles et des valeurs qui, par le biais des représentations mentales de leurs concepteurs, sont attachés à un réseau plus ou moins vaste d'autres représentations mentales et publiques. Et la pertinence que les implémenteurs accordent aux agents de calcul change en fonction de ces principes, de ces règles et de ces valeurs ; ce que savent bien les concepteurs. Aussi, il est intéressant de noter que, si les agents de calcul ont rapidement connu une certaine pertinence auprès des grandes organisations états-uniennes (mais pas seulement), c'est parce qu'ils ont dès le départ servi à exprimer l'idéal démocratique qui caractérise l'idéologie libérale propre au continent nord-américain. Suite aux traumatismes associés aux deux guerres mondiales, l'idée d'instituer, à l'aide des machines, de nouvelles formes de gouvernance antiautoritaire est rapidement apparue pertinente pour les grands acteurs d'une société qui aime bien penser l'ordonnement du social à travers la figure du laisser-faire. Les premières machines intelligentes doivent permettre aux collectifs publics et privés de mieux agir dans un monde libre, et donc, complexe. Au regard des travaux d'Antoinette Rouvroy, de Thomas Berns (2013) et ceux de Dominique Cardon (2015b), il semble ainsi que, dans les grandes lignes, cet objectif n'ait pas beaucoup changé à l'ère du big data. Les agents apprenants ne doivent-ils pas réduire l'incertain d'un monde libéré afin de pouvoir permettre aux hommes de mieux maîtriser le futur sans pour autant l'imposer ? Tout l'intérêt du chapitre 3 est de montrer qu'il existe plusieurs façons de prêter aux machines se supplément d'âme qui doit leur permettre d'aider les hommes à organiser la liberté.

Plus précisément, nous avons vu que les premiers agents à avoir intégré le monde des affaires sont de type cognitiviste. Aussi, si ces derniers sont dotés d'une certaine pertinence de la part des implémenteurs, c'est parce qu'ils renvoient, rappelons-le, à des stratégies d'organisation proactives qui les rendent particulièrement acceptables pour les collectifs qui

apprécient les plans. Les agents cognitivistes sont des êtres très policés dans la mesure où ils encapsulent l'expertise d'un domaine particulier afin de produire des inférences qui, si elles peuvent parfois être compliquées, n'en reste pas moins toujours communicables aux humains. Du point de vue des implémenteurs, les agents cognitivistes sont de ce fait associés à une certaine utilité puisque leur force de calcul leur permet de produire des raisonnements dont la solution est souvent heureuse, à condition que le problème ait préalablement pu être quasi-entièrement formalisé. De plus, si ces agents nécessitent un paramétrage qui peut parfois être long et compliqué, ils ont par contre le grand avantage d'être facile à implémenter puisque leur fonctionnement n'implique que peu de puissance de calcul et peu de données. Malgré ces différentes qualités, les agents cognitivistes connaissent néanmoins d'importantes limites. Ils ne sont pas très autonomes et flexibles, ce qui fait qu'ils supportent mal le bruit qui est pourtant une composante substantielle de la vie en société. Ainsi, si, quelques années plus tard, les agents connexionnistes sont eux aussi apparus comme pertinents aux yeux des implémenteurs, c'est parce qu'ils permettent de combler ces limites. Il ne faut pas oublier que l'esprit de ces agents a historiquement été défini en opposition à celui de leurs confrères cognitivistes. Du point de vue de leurs implémenteurs, les agents connexionnistes sont donc considérés comme pertinents dans la mesure où ils renvoient, cette fois-ci, à des stratégies d'organisation de type réactives qui les rendent particulièrement acceptables aux yeux des collectifs qui préfèrent l'adaptation à la planification. Si les agents connexionnistes sont bien moins policés que leurs confrères cognitivistes¹²⁷, ils sont en effet très flexibles : ils savent s'accommoder de la complexité et du bruit qui caractérisent le monde des humains. Ils sont alors dotés d'une certaine utilité dans la mesure où leur force de reconnaissance leur permet, non pas d'élaborer des raisonnements compliqués qui peuvent être partagés, mais d'effectuer des associations complexes qui, si elles sont souvent incommunicables, leurs permettent néanmoins de représenter et d'anticiper le futur avec une certaine finesse. Cependant, au moins à leur début, le problème des agents connexionnistes est qu'ils ne sont pas aisés à utiliser puisqu'ils nécessitent une bonne puissance de calcul et que leur apprentissage ne peut se faire qu'avec beaucoup de données. *A contrario* des agents cognitivistes, leurs paramétrages est néanmoins assez facile à réaliser.

Nous avons vu que les agents hybrides dits intégrés sont nés d'une astuce permettant de traduire dans un même langage mathématique les connaissances symboliques des agents

¹²⁷ Ceci dans le sens où leur intelligence ne dépend pas d'expertises qui leurs sont extérieures et que leurs raisonnements ne sont pas communicables aux êtres humains.

cognitivistes et les connaissances sous-symboliques des agents connexionnistes. Par voie de conséquence, ces agents intégrés sont considérés comme pertinents par leurs implémenteurs dans le sens où ils permettent d'articuler les qualités des deux esprits qui ont animé l'histoire de l'intelligence artificielle. Parfois, comme c'est le cas du processeur de traitement de situation (*cf.* chapitre 3), ces agents permettent même aux implémenteurs de pouvoir jouer avec leur caractère divalent en privilégiant le versant cognitiviste ou connexionniste de leur double architecture de traitement. Mais, sur le plan historique, ces machines hybrides ont un autre intérêt. En permettant de représenter les esprits cognitiviste et connexionniste sous la forme de formalismes mathématiques, elles ont ouvert la voie aux agents statistiques. Comme nous l'avons vu dans les chapitres 4 et 5, ces agents, que nous avons alors qualifiés d'apprenants, modifient considérablement les régimes de performativité des agents de calcul. À la différence des agents cognitivistes, connexionnistes et hybrides, les agents statistiques n'expriment plus le principe de symétrie qui est au cœur de l'intelligence artificielle. Ils recouvrent par contre divers points de vue sur la manière dont il est possible d'opérationnaliser l'approximation d'une fonction cible qui est la plus cohérente possible avec le jeu de données considéré. Avec les technologies d'apprentissage statistique, les machines ne sont plus contraintes de performer les esprits cognitivistes et connexionnistes : elles peuvent potentiellement composer une infinité de combinaisons possibles de cet ensemble de produits algorithmiques qui sont en libre-service sur internet et dont les codes sources sont, pour la plupart, maintenant ouverts (*cf.* chapitre 4). Les formes de pertinence des agents de calcul s'en trouvent inévitablement fortement modifiées. Nous souhaitons cependant une nouvelle fois souligner que nos propos ne consistent pas à dire que les esprits cognitiviste et connexionniste n'existent plus à l'ère des big data 4G. Comme nous l'avons plusieurs fois mis en avant, les laboratoires de recherche académiques ou privés, voire certains professionnels (e.g., Marin), continuent de fabriquer des agents de calcul qui expriment le principe de symétrie entre intelligence du vivant et du non vivant. Mais la plupart des spécialistes qui préparent l'intégration massive des agents de calcul sont avant tout des acteurs socioéconomiques qui sont d'abord préoccupés par des enjeux pratiques (*cf.* chapitre 5). Et, sur ce point, le principe de symétrie n'a, selon eux, pas vraiment d'intérêt, ni pour eux, ni pour l'implémenteur ; *a minima* du point de vue de la représentation qu'ils s'en font. Pour les concepteurs que nous avons interviewés, ce ne sont pas les savoirs généraux sur l'intelligence qui comptent, ni d'ailleurs ceux qui portent sur le social : ce sont essentiellement les savoirs locaux qui sont propres au domaine d'expertise de l'implémenteur. Afin de garantir la pertinence des agents qu'ils leur proposent, les concepteurs font ainsi en sorte que leurs

fabrications découlent d'un véritable processus de co-crédation. À la différence des agents cognitivistes, connexionnistes et intégrés, ce n'est donc pas seulement le paramétrage de la machine qui est co-élaboré de façon à pouvoir encapsuler la connaissance métier de l'implémenteur. C'est la totalité de l'enquête sociotechnique et psychotechnique qui permet de découvrir un problème d'apprentissage, l'expertise utile à son traitement et la manière de formaliser le tout afin d'autoriser la recherche automatique d'une solution. Cela veut dire que, si, à l'ère des big data 4G, les implémenteurs accordent une certaine pertinence aux agents apprenants, c'est parce que, bien souvent, ils participent directement à la créer.

Tableau 15. Récapitulatif de la pertinence des agents de calcul du point de vue de l'environnement de conception

	Agent cognitiviste	Agent connexionniste	Agent intégré	Agent statistique
Acceptabilité	Compatibilité avec les stratégies d'organisation proactives	Compatibilité avec les stratégies d'organisation réactives	Compatibilité avec les stratégies d'organisation proactives et réactives	Co-crédation
Utilité	Force de calcul : capacité à produire des computations sur des connaissances symboliques	Force de reconnaissance : capacité à produire des connaissances sous-symboliques	Capacité à articuler les utilités des agents cognitivistes et connexionnistes	Co-crédation
Utilisabilité	Requiert un paramétrage complexe, peu de puissance et de données	Requiert un paramétrage simple, de la puissance et beaucoup de données	Requiert un paramétrage complexe, beaucoup de puissance et beaucoup de données	Co-crédation
Niveau épistémique	Plutôt global : référence au principe de symétrie	Plutôt global : référence au principe de symétrie	Plutôt global : référence au principe de symétrie	Essentiellement local : pas de référence au principe de symétrie
Type d'encastrement cognitif	Culturaliste	Naturaliste	Modulaire et intégré (i.e., culturaliste et naturaliste)	Modulaire et statistique (cf. le compromis exploration/exploitation)

Un des intérêts des travaux que nous venons de présenter est alors de dégager, du point de vue de l'environnement de conception, quelques pistes de réflexions générales concernant notre deuxième question, c'est-à-dire celle qui porte sur la manière dont les agents de calcul participent à l'encastrement cognitif des activités socioéconomiques. Comme l'indique le tableau 15, nous avons vu que les agents cognitivistes tendent à encadrer les agencements marchands dans un cognitif qui est plutôt d'ordre culturaliste. Dans l'esprit cognitiviste, la cognition est, rappelons-le, d'abord sociologique et logicielle. Cet esprit renvoie ainsi à un niveau épistémique plutôt global où l'intelligence des machines est comprise, par symétrie avec celle des humains, comme toujours artificielle. De ce point de vue, l'intelligence est essentiellement extérieure à l'être qui la produit dans le sens où elle est toujours définie en fonction de finalités qui ne peuvent exister sans environnement. Dans le cas des agents connexionnistes, les choses se passent un peu différemment puisque nous avons vu que ces derniers tendent, quant à eux, à encadrer les agencements marchands dans un cognitif qui est plutôt d'ordre naturaliste. Pour l'esprit connexionniste, la cognition n'est en rien sociologique et logicielle. C'est quelque chose de purement physique et matériel. Pour autant, à l'instar de l'esprit cognitiviste, l'esprit connexionniste est également associé à un niveau épistémique global où l'intelligence est comprise selon le principe de symétrie qui est au fondement de l'intelligence artificielle. Cependant, elle n'est plus appréhendée comme quelque chose de culturelle, mais d'essentiellement naturelle dans la mesure où elle est représentée comme une composition de connexions qui se font et se défont entre des neurones (biologiques ou matérielles) qui forment des organes de traitement d'informations. Les agents intégrés sont des êtres qui, du point de vue des SHS, ont ce quelque chose de fascinant qui leur permet de dépasser cette dialectique que composent les esprits cognitiviste et connexionniste. Ils tendent de cette façon à encadrer les agencements marchands dans un cognitif qui est plutôt d'ordre modulaire et intégré. En tant que système d'action inférentielle, l'intelligence est ici comprise comme une composition de naturel et de culturel. Comme leurs confrères cognitivistes et connexionnistes, les agents intégrés renvoient par conséquent à un niveau épistémique global qui définit l'intelligence comme une articulation entre :

- un module dont le niveau de connaissance est de type sous-symbolique dans le sens où il recouvre un ensemble de représentations apprises naturellement par l'expérience et qui sont, dans une certaine mesure, subjectivées de l'intérieur ;

- un module dont le niveau de connaissance est de type symbolique dans le sens où il renvoie à un ensemble de computations réalisées sur des symboles et à partir de règles qui sont, dans une certaine mesure, objectivées de l'extérieur.

Les chapitres 4 et 5 nous ont permis de mieux comprendre comment, en constituant la rencontre entre la statistique et l'informatique, les agents apprenants ont rendu possible l'instauration d'une nouvelle forme d'encastrement cognitif des agencements marchands. Ils nous ont effectivement permis de mieux saisir comment, dans le même temps que les big data ont permis un détachement vis-à-vis des catégories statistiques traditionnelles, les agents apprenants ont autorisé une certaine distanciation à l'égard du principe de symétrie qui est à l'origine de l'intelligence artificielle. Les agents apprenants composent de multiples technologies d'apprentissage artificiel qui ne font, pour plupart, plus référence à des épistémologies globales sur ce qu'est l'intelligence (*cf.* chapitre 4). Les techniques d'apprentissage statistique forment des sortes de modules qui permettent avant tout d'approximer une fonction cible selon des méthodes particulières qui sont combinables de différentes manières. Il ne faudrait pas pour autant en conclure que les agents apprenants participeraient à encastrent les activités socioéconomiques dans une connaissance a-normative, c'est-à-dire qui serait débarrassée de toute forme de normativité (Rouvroy & Berns, 2013). Seulement, et c'est l'hypothèse principale que nous avons cherché à soutenir dans les chapitres 4 et 5, cette normativité est moins de l'ordre d'une épistémologie globale que de celui d'une épistémologie locale. Comme le présente le tableau 15, nous pouvons en ce sens considérer que les agents apprenants tendent à encastrent les agencements marchands dans un cognitif qui est plutôt de type modulaire, statistique et qui repose principalement sur la recherche d'un compromis entre exploration et exploitation.

Du point de vue de nos travaux, cette recherche de compromis est particulièrement importante puisqu'elle recouvre *in fine* un processus de découverte de nouvelles ressources et de nouveaux besoins qui est systématiquement orienté par une quête d'optimisation particulière. Si nous avons pu mettre en avant que les inférences des agents apprenants sont des activités d'apprentissage automatique qui ne peuvent bien souvent exister sans critère de performance à optimiser, il en est de même pour les activités d'apprentissage collectif qui composent ce que nous avons appelé les enquêtes sociotechnique et psychotechnique qui sont au cœur de la fabrication de ces machines. En référence aux travaux de David Stark (2011), la large diffusion des agents apprenants dans le monde des affaires permet ainsi l'institution d'une certaine forme de perplexité au sein des organisations socioéconomiques. Pourquoi ?

Parce que leur conception fait l'objet de multiples formes de sérendipité qui, certes, se manifestent généralement à des niveaux de connaissances extrêmement locaux, mais qui n'en reste pas moins des manières de mettre en question ce qui compte pour optimiser l'agir du collectif. Nous pourrions alors dire que, dans la lignée des agents connexionnistes, les agents statistiques desserrent un peu l'étau qui permet aux agents cognitivistes, au moins à l'époque du taylorisme, de maintenir l'organisation des activités socioéconomiques. Si, à l'instar du management des hommes au temps du fordisme, celui des connaissances à l'ère du big data est également qualifié de scientifique, cette science est, dans ce dernier cas, un véritable travail créateur au sens où l'entend Pierre-Michel Menger (2014 ; *cf.* chapitre 5). Certains des enquêtés expriment bien cette différence puisque, si l'expertise métier est, pour la majorité d'entre eux, d'une importance fondamentale dans la conception des agents apprenants, elle ne l'est pas en soi. Pour reprendre les termes d'un des professionnels interviewés, la connaissance métier n'est pas intéressante parce qu'elle permet d'orienter l'action de façon presque indiscutable, mais parce que, justement, elle est une ressource que l'on peut « challenger », c'est-à-dire que l'on peut systématiquement mettre à l'épreuve des données.

Du point de vue de la question de l'encastrement des agencements marchands que nous avons présentée dans le chapitre 1, cette mise à l'épreuve systématique de l'expertise professionnelle est particulièrement intéressante. Nous avons vu dans les chapitres 4 et 5 que cette évaluation recouvre sur le plan purement cognitif un entremêlement complexe de logiques sociales, techniques, culturelles, économiques, humaines et politiques. Les big data sont les observables des agents apprenants. Elles leur permettent d'adopter un pluralisme prédictif par le biais duquel ils peuvent faire des hypothèses, souvent fines, sur ce qui compte dans la composition d'un phénomène (*cf.* chapitre 4). Évidemment, le point de vue des agents apprenants est toujours orienté par les humains. Mais, encore une fois, cette orientation fait également l'objet d'un certain pluralisme (*cf.* chapitre 5). À l'ère du big data, beaucoup de choses comptent pour prédire un phénomène. De telle sorte qu'avec les mégadonnées, les concepteurs et leurs machines se moquent un peu des frontières disciplinaires. Ce n'est pas le social, le technique, le culturel, l'économique, l'humain ou le politique, en tant que champs indépendants les uns des autres, qui les intéressent : c'est l'ensemble que ces derniers composent. Pour optimiser les critères d'évaluation des performances auxquels les implémenteurs portent une grande attention, il faut que les agents apprenants puissent observer les données dans leur complexité. C'est tout l'enjeu d'une exploration réussie. Il est ainsi frappant de noter que cette importante ouverture au monde qui se joue d'abord sur le

plan cognitif s'accompagne d'une fermeture qui apparaît toujours un peu plus grande, au mieux stagnante, sur le plan politique¹²⁸. Il ressort en effet de nos travaux que les critères d'optimisation qui orientent les activités d'apprentissage du triptyque que forment le concepteur, l'agent et l'implémenteur ne sont pas très diversifiés : ils sont quasi-systématiquement et exclusivement de type gestionnaire au sens traditionnel et disciplinaire du terme. Les agents de recommandation dont nous allons parler plus en détail dans le chapitre suivant sont un exemple parfait de cette unicité. D'une manière générale, lorsqu'ils sont implémentés à des sites d'e-commerce, ces derniers ont effectivement pour but principal d'optimiser le taux de conversion des visiteurs en acheteurs. Or, comme nous l'avons déjà dit, il y aurait beaucoup d'autres manières d'exploiter l'intelligence de ces machines. Notons que ces manières ne seraient d'ailleurs pas nécessairement moins intéressantes pour l'implémenteur, même au niveau purement pragmatique.

Il nous semble en ce sens qu'un des apports des chapitres 3, 4 et 5 est de mettre en lumière comment le développement des agents apprenants constitue un mouvement d'encastrement cognitif des agencements marchands que nous pouvons comprendre de la manière suivante. En s'éloignant des épistémologies globales relatives au social et à l'intelligence, ce mouvement se rapproche d'un pluralisme cognitif qui n'est pas sans intérêt, mais qui s'accompagne d'une sorte d'atrophie de la diversité des réflexions politiques portant sur l'action collective. Or, comme nous l'avons vu dans le chapitre 3 et comme le montre Alain Desrosières (1993), le principe de symétrie qui est au cœur de l'intelligence artificielle et les catégories statistiques traditionnelles semblent avoir pour effet, à tout le moins en leur temps, de favoriser la mise en discussion de la téléologie des technologies cognitives qui permettent d'organiser la vie des hommes. Aussi, si un retour dans le passé ne nous semble pas souhaitable étant donné que rien ne prouve, à notre connaissance, qu'il puisse être raisonnablement considéré comme meilleur que le présent, nous pensons toutefois qu'un des rôles des SHS pourrait consister à participer à mettre en question les finalités que les hommes prêtent aux machines à produire des futurs économiques. Les enjeux de la démocratisation de ces dernières sont trop importants pour les laisser aux seules mains de leurs concepteurs et de leurs implémenteurs. Si Michel Callon et ses collègues (2001) ont d'après nous bien raison de critiquer cette sorte de « laboratorisation » de la société que sous-tend le développement d'une recherche confinée à quelques laboratoires publics ou privés, nous pensons qu'il également

¹²⁸ C'est d'ailleurs ici que semble se trouver toute la différence entre les hackers de Nicolas Auray (2000) et ceux de Michel Lallement (2015), et les concepteurs des machines à produire des futurs que nous avons interviewés.

possible de questionner l'accroissement sans précédent d'une recherche opérationnelle nouvelle qui tend à être de plus en plus localisée à de petits espaces socioéconomiques (cf. chapitre 5). Plus encore, il nous semble que, dans le cas précis des technologies big data, une sorte de « relaboratisation » modérée des ces dernières par les SHS pourrait participer à hybrider leur reconnaissance et à favoriser ainsi une certaine démocratie technique en donnant la parole aux chercheurs de ce domaine et à tout les autres acteurs qu'ils ont pris l'habitude de faire parler. Encore une fois, si la technique est trop importante pour laisser les seuls chercheurs publics et privés la constituer, elle l'est également pour l'abandonner à de multiples petits couples de concepteurs-implémenteurs.

C'est donc afin de contribuer à éviter cette nouvelle forme de confinement ou, si l'on préfère, afin de participer à limiter l'institution progressive d'une nouvelle frontière entre recherche fondamentale et recherche opérationnelle (cf. chapitre 5), que nous proposons, dans le chapitre suivant, de mettre en discussion la téléologie d'un type d'agents apprenants particuliers : les agents de recommandation appliqués au domaine du e-commerce. Nous nous appuyerons pour cela sur l'étude du cas de la société *Data Crawler* avec laquelle nous avons réalisé, rappelons-le, un contrat de partenariat d'une durée de 18 mois. Comme le montre la figure 70, pour effectuer la mise en question des finalités de l'agent fabriqué par cette société, nous nous intéresserons, non plus à l'environnement de conception, mais à celui des usages.

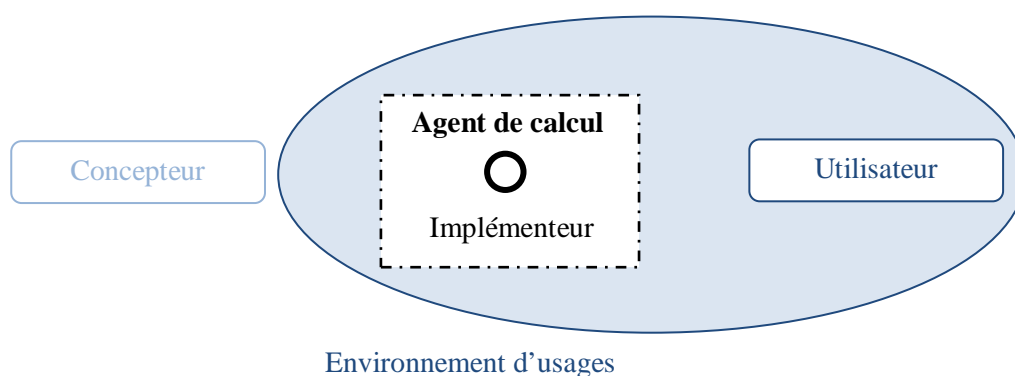
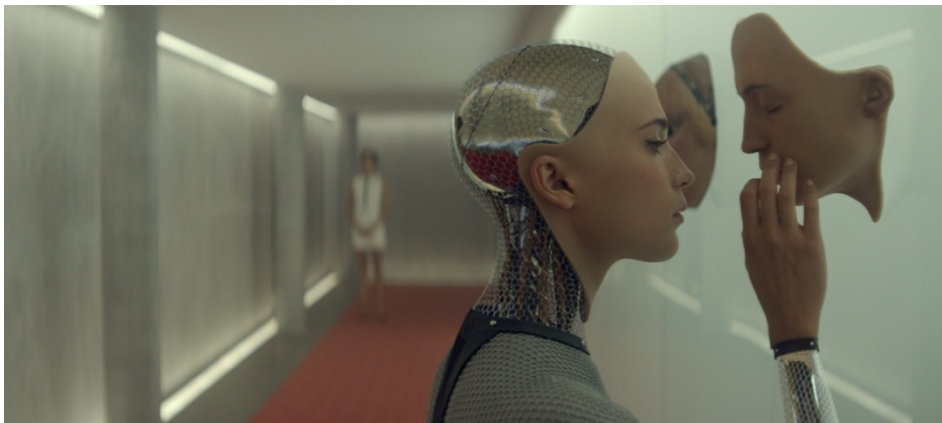


Figure 70. L'environnement d'usages d'un agent de calcul

Cela veut dire que nous chercherons cette fois-ci à comprendre, non plus la pertinence des agents de calcul du point de vue des implémenteurs, mais de celui des utilisateurs. Nous essaierons ainsi de mieux cerner le pouvoir d'action d'un agent de recommandation

particulier en faisant parler ceux qui l'utilisent. L'objectif sous-jacent sera de mieux saisir les formes de performativité de cet agent spécifique. Comme nous l'avons vu dans le chapitre 1 et dans la transition 1, pour bien comprendre la performativité des agents de calcul, il ne suffit pas, en effet, de s'intéresser à leur pertinence du point de vue de ceux qui l'implémentent. Il faut également porter une attention à celle que leur accordent ceux qui l'utilisent. En référence à la *Sociologie des agencements marchands* de Michel Callon (2013), nous nous attacherons ainsi à explorer les questions suivantes. Les services rendus par l'agent de *Data Crawler* sont-ils des biens du point de vue de ceux qui en bénéficient ? Sont-ils utiles, utilisables et acceptables pour les implémenteurs et, surtout, pour les utilisateurs ? Autrement dit, participent-ils à faire advenir ce que Michel Callon appelle un bon marché ou, *a minima*, quelque chose qui pourrait s'en approcher ?

Partie 3. Usages



« Ava : Qu'advientra-t-il de moi si je rate ton test ?

Caleb : Ava...

Ava : Ce sera grave ?

Caleb : Je... Je n'en sais rien.

Ava : Tu crois qu'on peut me débrancher parce que je ne fonctionne pas aussi bien que prévu ?

Caleb : Ava ! Je ne sais pas. Je ne peux pas répondre à ta question. Ça ne dépend pas de moi.

Ava : Pourquoi ça dépend de quelqu'un ? Tu as des gens qui te font passer des tests et qui peuvent de débrancher toi ?

Caleb : Non. Pas du tout.

Ava : Pourquoi j'en ai ? » (Garland, 2015).

Figure 71. Extrait d'*Ex Machina*¹²⁹

¹²⁹ La photographie de la figure 71 est disponible selon les termes de la licence *Creative Commons* intitulée *Attribution 2.0 générique*.
<https://www.flickr.com/photos/bagogames/16153704398>

Chapitre 6. L'agent de recommandation de *Data Crawler*

Introduction

Questionner la performativité des machines

La question de la performativité des machines est à la base de l'intelligence artificielle. Prenons l'exemple d'Alan M. Turing et posons-nous la question suivante. Que fait l'auteur lorsqu'il développe son fameux test en 1950 ? L'article sur le jeu de l'imitation est substantiel ; l'auteur fait beaucoup de choses. Mais, d'après nous, il formule avant tout l'hypothèse que les machines pourraient un jour performer l'intelligence des humains. Il faut alors bien comprendre que, dans les années cinquante, imaginer que des agents de calcul puissent être dotés d'une agentivité comparable à celle des hommes est extrêmement perturbant. Aussi, en exprimant cette idée quelque peu dérangeante, Alan M. Turing participe à définir la pertinence de ces agents. Nous pouvons d'ailleurs nous demander si, en s'attirant les foudres d'un grand nombre de ses contemporains, l'auteur ne souhaite pas provoquer leur attention, et plus particulièrement, celle des implémenteurs. À cette période-là, Alan M. Turing ne peut pas envisager continuer à travailler sur le développement de ses machines universelles sans se faire un certain nombre d'alliés. Mais, en formulant son principe de symétrie entre intelligence du vivant et du non vivant, l'inventeur du concept d'algorithme ne fait pas que capter l'intérêt de ses contemporains. Il élabore également une première proposition de critères de performance permettant d'évaluer la performativité¹³⁰ des

¹³⁰ Nous pensons en effet qu'il est nécessaire de distinguer performance et performativité. Nous parlons donc « de critères de performance permettant d'évaluer la performativité des intelligences artificielles » dans la mesure où, par le biais de son test, Alan Turing propose une manière de mesurer la capacité que les intelligences artificielles ont à faire advenir la représentation qu'il se fait de l'intelligence. Notons que c'est d'ailleurs

intelligences artificielles. Dans le cadre du jeu de l'imitation, ces dernières ne peuvent effectivement être considérées comme véritablement performatives que dans la mesure où elles sont pertinentes au sens de Dan Sperber et de Deirdre Wilson (1989), c'est-à-dire à la seule condition que les énoncés qu'elles communiquent soient utiles, utilisables et acceptables du point de vue de ceux à qui ils sont destinés. Dans l'extrait d'échange que nous avons exposé en prélude de cette troisième partie, nous pouvons remarquer qu'Ava, la sublime intelligence artificielle imaginée par Alex Garland (2015), est particulièrement pertinente au regard de la situation de communication qu'elle entretient avec Caleb. Si Ava existait, il ne fait pas de doute qu'elle passerait le test de Turing avec brio¹³¹. Cependant, à tout le moins pour le moment, des machines comme Ava n'existent pas.

Comme nous l'avons vu dans les chapitres précédents, les agents de calcul à l'ère des big data 4G ne sont que très rarement développés pour performer cette sorte d'intelligence humaine que le jeu de l'imitation d'Alan M. Turing a pour fonction d'évaluer¹³². Ils constituent plutôt des expressions de diverses formes de savoirs locaux qui, souvent exploratoires, sont mis à l'épreuve des données de façon à pouvoir optimiser des critères de performance souvent d'ordre strictement gestionnaire. Cela veut dire que, si les concepteurs et les implémenteurs d'aujourd'hui portent une attention soutenue à la question de la performativité des agents de calcul, cet intérêt est habituellement focalisé sur des points économiques bien ciblés. Par exemple, dans le cas d'agents appliqués à la distribution de publicités en ligne, il s'agit généralement d'observer comment ces derniers font advenir dans le réel les programmes d'action dont ils sont porteurs à travers les différents indicateurs de performance que sont, par exemple :

- le nombre de fois où les communications que ces agents expriment sont ou non cliquées par les internautes ;
- la capacité qu'ont ces communications à optimiser ou non le taux de transformation des visiteurs en acheteurs ;

précisément en ce sens que les critères d'évaluation de la performance d'une machine peuvent parfois contribuer à instituer la félicité du performatif qu'elle véhicule. De façon plus abstraite et en référence aux travaux de Noam Chomsky (1965), il est ainsi possible d'affirmer que tout processus de performativité implique une forme de performance sans que l'inverse soit vrai : un performatif peut échouer, il n'en reste pas moins une performance qui peut faire l'objet de diverses évaluations.

¹³¹ C'est d'ailleurs ce qu'elle fait, dans une certaine mesure, dans l'histoire d'Alex Garland (2015).

¹³² Nous précisons « rarement » car le fameux *Human Brain Project* est par exemple une façon parmi d'autre de chercher à lever ce type de défi.

- la capacité qu'ont ces mêmes communications à limiter ou non le taux de désabonnements à un service particulier.

Pour Ghislain, le concepteur de l'agent que nous allons étudier dans ce chapitre, l'activité qui consiste à recommander des biens de consommation peut ainsi être comprise comme un pur problème d'optimisation. À partir des appétences que les utilisateurs ont plus ou moins implicitement déclarées dans le passé, il s'agit de prédire le futur de ce qu'ils pourraient aimer afin d'optimiser la rentabilité économique des interactions marchandes qui se jouent dans le présent. C'est d'ailleurs ici que se trouve toute la dimension sociopolitique des agents apprenants. Pour eux, les critères d'optimisation sont un peu comme les *autrui* de Georges H. Mead (1934) : ils sont des représentations abstraites qui orientent considérablement la cognition de l'entité intelligente (*cf.* chapitre 4). Cependant, à la différence des *autrui* significatifs et généralisés qui permettent les socialisations primaires et secondaires des êtres humains, les critères d'optimisation des agents apprenants ne sont généralement pas très nombreux ; surtout, ces agents ne sont, à notre connaissance, quasi-jamais paramétrés de façon à pouvoir influencer sur l'importance qu'ils souhaitent leur conférer¹³³.

La performativité des agents de calcul a toujours été considérée comme fondamentale pour les concepteurs et les implémenteurs¹³⁴. Toutefois, à tout le moins à l'ère du big data, ces derniers accordent à cette notion une définition qui est généralement très restreinte : la performativité des machines est habituellement évaluée en fonction des seuls critères de performance qui orientent leurs activités d'apprentissage. Notons que pour le concepteur, cette définition, aussi restreinte soit-elle, à néanmoins l'intérêt de garantir la pertinence des co-crétions que recouvrent les agents apprenants du point de vue de l'implémenteur : en offrant à la machine les moyens d'auto-évaluer la performativité des représentations qu'elle se fait du futur en fonction des critères de performance élaborés par le concepteur et l'implémenteur, le concepteur doit assurer l'utilité, l'utilisabilité et l'acceptabilité de l'agent du point de vue de l'implémenteur. En tout cas, comme nous l'avons pointé dans les

¹³³ *A minima* dans le cas de ceux qui sont destinés à implémenter les organisations socioéconomiques.

¹³⁴ En référence à la note de bas de page 130, nous parlons bien, encore une fois, de performativité, et non pas de performance, dans le sens où les concepteurs et les implémenteurs s'intéressent principalement (mais pas seulement) à la manière dont les machines intelligentes font ou non advenir les scénarii d'usage qu'elles véhiculent (*cf.* chapitre 1). En effet, une machine à produire des futurs économiques peut être performante selon un critère d'évaluation particulier (e.g., elle permet de limiter la désorientation des utilisateurs) sans être performative (e.g., elle ne réussit pas à provoquer son scénario d'usage qui consiste à vendre mieux). À chaque fois que nous mobilisons le terme de performativité, c'est donc pour pointer cette capacité qu'ont ou non ces machines à faire advenir le programme d'action qu'elles véhiculent un peu à la manière dont les mots des locuteurs produisent le réel chez John L. Austin (1962).

chapitres 4 et 5, les activités de conception des agents apprenants sont d'abord guidées par des finalités pragmatiques : ce qui compte, c'est la fin, et pas tellement les moyens par lesquels on l'atteint¹³⁵. Aussi, les concepteurs et les implémenteurs en savent finalement assez peu sur ce que les agents qu'ils développent font faire à leurs utilisateurs, et surtout, sur comment ils y arrivent. Or, il nous semble qu'en référence aux travaux de Michel Callon (2013), pour prétendre pouvoir mieux comprendre comment un agent de calcul est capable ou non de faire advenir un bon marché, il est nécessaire de mieux saisir les formes de sa performativité et les types de pertinence qui y sont associés. Si, afin de pouvoir envisager une mise en question raisonnable des finalités des agents de calcul, il nous apparaît important de chercher à mieux saisir la pertinence que peuvent y accorder les implémenteurs (*cf.* partie 2), il nous semble tout aussi nécessaire de ne pas négliger celle que leur prêtent les utilisateurs. C'est pourquoi, à partir du cas particulier de l'agent de recommandation de *Data Crawler*, nous souhaitons dans ce chapitre étudier le problème suivant. Quelle est la performativité de cet agent du point de vue de l'environnement d'usages ? Et comment cette performativité est-elle ou non pertinente du point de vue des utilisateurs ? Pour traiter ce problème, nous proposerons de mettre à l'épreuve ce que nous pourrions appeler, dans le sens des travaux de Pascale Trompette (2005)¹³⁶ et en référence à ceux de Gerald Häuld et de Kyle B. Murray (2006), l'hypothèse du double agent, c'est-à-dire celle selon laquelle les agents de recommandation sont :

- une aide à la navigation des utilisateurs en favorisant leur exploration du catalogue en ligne que compose tout site d'e-commerce ;
- une aide à la vente des produits des implémenteurs en conduisant les utilisateurs à entrer dans ce que les professionnels appellent le tunnel de conversion, c'est-à-dire le processus qui permet de transformer un visiteur en acheteur.

Nous introduirons notre développement par une présentation générale de la posture de recherche que nous avons déployée pour réaliser ce chapitre. Cette dernière renvoie en effet à une forme d'interdisciplinarité peu commune puisque, dans la droite ligne du cadre théorique que nous avons élaboré dans le chapitre 1, nous proposerons de croiser des méthodes propres

¹³⁵ Comme nous l'avons vu dans le chapitre 5, à la différence des sociologues, ce n'est pas vraiment le comment, ni même le pourquoi, qui intéresse les concepteurs et les implémenteurs d'agents d'apprenants : c'est avant tout le résultat. Et cela, même si les implémenteurs apprécient pouvoir comprendre, au moins en partie, les performances des agents qu'ils intègrent à leur organisation.

¹³⁶ Les travaux de cet auteur sont en effet une excellente illustration de la double finalité contradictoire qui caractérise les agents de recommandation et que nous présentons juste après puisqu'ils montrent que les services funéraires consistent précisément à rendre service aux familles des défunts en les canalisant vers les offres qui sont censées leur convenir.

aux sociologies des *STS* (i.e., entretiens et observations pour étudier les activités de conception) et à la psychologie cognitive (i.e., analyse des parcours de navigation et des mouvements oculaires pour examiner les usages). Ensuite, afin de tester l'hypothèse du double agent dont nous venons de parler, nous commencerons par effectuer une présentation générale de la société *Data Crawler* et de l'agent de recommandation qu'elle a développé. Après avoir réalisé un bref historique de cette jeune *start-up*, nous retracerons à grands traits l'histoire des agents de recommandation de manière à pointer comment celui de *Data Crawler* est une technologie de troisième génération qui hybride celles dites de première et de deuxième génération. Ceci nous permettra de souligner que l'évolution des agents de recommandation est intimement liée à celle de l'internet. Une fois les contours de la généalogie de l'agent de *Data Crawler* dessinés, nous focaliserons notre attention sur le programme d'action dont il est porteur. Nous verrons que, globalement, ce programme constitue, pour son concepteur et ses implémenteurs, une manière d'économiciser l'exploration de ses utilisateurs. Nous montrerons plus exactement que l'agent de *Data Crawler* est un dispositif marchand qui doit produire des effets sérendip ou, si l'on préfère, qui doit mettre en scène une certaine disposition à la sérendipité chez ses utilisateurs. Nous pointerons alors comment, pour permettre à cet agent de performer un tel programme, son concepteur et ses implémenteurs lui ont prêté une disposition physique, un point de vue (i.e., des données d'observation) et une architecture cognitive qui doivent jouer un rôle particulier dans la production des effets sérendip. À partir d'une première série d'études portant sur l'analyse de mouvements oculaires et de parcours de navigation, nous verrons que, du point de vue de l'environnement d'usages, cette production est relativement efficace. Plus précisément, nous montrerons que l'agent de *Data Crawler* tend effectivement à conduire ses utilisateurs à adopter des logiques de comparaison et d'exploration des produits disponibles sur le site consulté tout en les engageant progressivement dans le tunnel de conversion des visiteurs en acheteurs. Nous insisterons toutefois sur le fait que ce pouvoir d'action que détient l'agent de *Data Crawler* se déploie d'une façon très douce : cette sorte de canalisation à l'exploration qu'il instaure est très poreuse. Nous verrons ainsi que les capacités que détiennent les utilisateurs à déborder le scénario d'usage véhiculé par l'agent de *Data Crawler* dépendent, notamment, de différentes variables individuelles. Dans l'objectif de mieux saisir les formes de performativité de cet agent, nous chercherons ensuite à questionner sa pertinence du point de vue de ceux qui l'utilisent. Nous nous appuierons pour cela sur deux expérimentations réalisées en laboratoire qui nous permettront de pointer comment la présence de l'agent de *Data Crawler* conduit les utilisateurs à adopter des stratégies de

lectures moins profondes et plus dispersées des fiches de produits. Nous montrerons que ces effets distrayeurs sont susceptibles de favoriser les stratégies de découverte d'information et de perturber celles de recherche d'information. Puis, nous mettrons en avant que si l'agent de *Data Crawler* est doté d'un certain pouvoir d'action, c'est parce que, d'une manière générale, ses utilisateurs accordent au scénario d'usage dont il est porteur une certaine utilité, utilisabilité et acceptabilité. Nous insisterons néanmoins sur le fait que, sur le plan purement pragmatique, cette pertinence recouvre de nombreuses ambivalences qui gagneraient à être mieux considérées puisque, sur le plan éthique, l'agent de *Data Crawler* peut faire l'objet de plusieurs critiques. Nous concluons en soutenant que si, un peu à la manière de la communication à double étage d'Elihu Katz et de Paul F. Lazarsfeld (1955), la diffusion de certaines technologies big data recouvre une manipulation à double étage, c'est-à-dire de l'implémenteur par le concepteur et de l'utilisateur par l'implémenteur, ces deux étages ne sont pas toujours très symétriques. C'est du moins le cas de l'agent de *Data Crawler* puisque si, dans le sens de ce que nous avons dit dans le chapitre 5, Ghislain et ses clients sont liés par une relation qui est plutôt de l'ordre de la co-création, les implémenteurs et les utilisateurs de l'agent *Data Crawler* sont quant à eux liés par une relation qui est plutôt de l'ordre de la coproduction : le concepteur et l'implémenteur co-crée des machines qui doivent enrôler les utilisateurs dans la production de services destinés à exploiter économiquement leurs activités d'exploration.

I. Une posture méthodologique atypique...

... qu'il convient de justifier

Avant de présenter les trois séries d'études que nous avons réalisées pour questionner la pertinence de l'agent de *Data Crawler*, nous souhaitons expliquer la posture méthodologique que nous avons adoptée. Comme nous l'avons annoncé, celle-ci comporte une certaine originalité qu'il convient de justifier.

I.1. Contexte de l'enquête

Une recherche collective

Pour commencer, nous souhaitons rappeler que ce chapitre 6 repose sur l'analyse d'un ensemble de données recueillies durant le contrat de collaboration de 18 mois que nous avons signé avec la société *Data Crawler* en février 2014. En résumé, ce contrat stipule que :

- d'une part, cette société s'engage à nous fournir les renseignements nécessaires pour comprendre la conception et le fonctionnement de son agent de recommandation ;
- d'autre part, nous nous engageons à réaliser une enquête sur les usages de cet agent à partir, notamment, de l'analyse des données de navigation produites par les visiteurs des sites des clients de *Data Crawler*.

En référence à ce que nous avons dit dans le chapitre 1, ce contrat avait pour objectif général de nous permettre d'étudier la pertinence de l'agent de *Data Crawler* selon trois axes de travail.

- Le premier axe avait pour but de dégager le scénario d'usage que Ghislain et ses clients avaient inscrit au cœur de leur agent durant sa conception.
- Le deuxième axe avait pour finalité de mettre en lumière la performativité concrète de ce scénario d'usage.
- Le troisième axe avait pour objectif de mieux saisir les formes de cette performativité en questionnant la pertinence de l'agent de *Data Crawler* (i.e., son utilité, sa facilité d'utilisation et son acceptabilité) du point de vue de ses utilisateurs.

Étant donné que nous suivions, à ce moment, d'autres projets de partenariats plus ou moins finalisés (*cf.* introduction), nous avons sollicité l'aide de deux collaborateurs pour effectuer nos deuxième et troisième axes de travail. Les problèmes soulevés par ces deux axes relevant principalement de la communication hommes-machines, nous avons contacté deux spécialistes du domaine :

- Aude Dufresne, professeur au département de communication de l'Université de Montréal, qui a accepté de nous accueillir, au sein du *Laboratoire de Recherche en Communication Multimédia (LRCM)* qu'elle dirige, pour un séjour de recherche de

deux mois et demi financé par la *Communauté d'Universités et d'Établissements (COMUE)* ;

- Lucie Larnaudie, à cette période étudiante en deuxième année de master en ergonomie (mention : modèles, analyses et protocoles), qui a été recrutée pour un stage de six mois au *Centre d'Étude et de Recherche Travail Organisation Pouvoir (CERTOP)* afin de nous aider dans nos travaux et réaliser ainsi son mémoire de recherche (Larnaudie, 2015 ; dir. : Julien Cegarra et Franck Cochoy). Ce stage a été financé par le programme de recherche *Digitalizing consumer culture (Digcon)*.

Aussi, afin de justifier au mieux l'originalité de la posture de recherche que nous adoptons dans ce chapitre, nous proposons d'expliquer les différents choix méthodologiques que nous avons opérés pour effectuer les trois axes de travail que nous venons de présenter.

I.2. Dégager le scénario d'usage

Entretiens et observations

Pour réaliser le premier axe de travail, c'est-à-dire celui consistant à dégager le scénario d'usage véhiculé par l'agent de *Data Crawler*, nous avons mobilisé une méthode aujourd'hui classique en sociologie des *STS*. Plus exactement, nous avons réalisé différents entretiens et observations de façon à saisir la conception et le fonctionnement de cet agent. Ajoutons toutefois que nous n'avons pas pu directement observer le travail de fabrication opéré par Ghislain et ses collègues puisque, lors de notre partenariat, l'agent de *Data Crawler* était déjà mis en marché.

Il est également important de signaler que nous n'avons jamais rencontré les clients de Ghislain. Plusieurs raisons expliquent ce manque. La plus importante est que, ne souhaitant pas embarrasser Ghislain afin d'éviter qu'il décline notre proposition de partenariat, nous n'avons pas mentionné notre désir de réaliser ces rencontres lors de la rédaction du contrat de collaboration. Il faut bien comprendre qu'à ce moment, Ghislain ne réalisait aucune activité de développement. Par conséquent, il lui aurait été difficile de justifier l'organisation de telles rencontres dans la mesure où il n'avait pas le temps d'enrôler ses clients dans notre projet de partenariat. De plus, ces derniers sont, tout comme Ghislain, des personnes pragmatiques et

particulièrement affairées. Dans l'objectif de ne porter aucun préjudice à Ghislain, nous avons donc préféré ne pas engager ses clients dans notre collaboration.

Cela ne veut pas dire que nous n'avons pas cherché à enquêter sur les relations existants entre la société *Data Crawler* et ses clients. Seulement, nous l'avons fait par le biais du seul point de vue Ghislain, ce qui est évidemment une limite importante de nos travaux. Il n'en reste pas moins que, durant la totalité du contrat de partenariat que nous avons réalisé avec *Data Crawler*, nous avons recueilli suffisamment de données pour comprendre la conception et le fonctionnement de son agent.

I.3. Observer la performativité

Parcours de navigation et mouvements oculaires

Afin de pouvoir enquêter sur la performativité de l'agent de recommandation de *Data Crawler*, c'est-à-dire de réaliser notre deuxième axe de travail, nous avons mobilisé deux méthodes rarement utilisées par les chercheurs en sciences sociales. La première est celle de l'analyse des parcours de navigation. La seconde est celle de l'étude des mouvements oculaires. Nous présentons plus en détail ces deux méthodes dans la section III. Rappelons en effet que notre objectif est ici d'expliquer et de justifier l'originalité de nos choix méthodologiques. Il nous semble alors qu'une bonne manière d'introduire notre justification est de réfléchir au questionnement qui suit. Pourquoi les sciences sociales n'ont quasiment jamais mobilisé ces deux types de méthodes ? Les raisons sont multiples. De manière générale, une des réponses possibles est que ces méthodes comportent de nombreux inconvénients et limites. L'argument est raisonnable, mais bien trop évasif. Commençons donc par examiner plus en détail les problèmes que pose l'analyse des parcours de navigation du point de vue des sciences sociales.

L'analyse des parcours de navigation est une méthode souvent mobilisée dans le domaine des sciences de la documentation, de l'information et de la communication ainsi que dans celui de la psychologie cognitive (Amadiou, Bastien & Tricot, 2008 ; Beauvisage, 2004). Globalement, elle a l'inconvénient d'impliquer la conservation et la manipulation d'un grand nombre de données numériques (i.e., les données de navigation). Elle nécessite par conséquent une certaine maîtrise des logiciels de traitement de données. Or, à tout le moins dans le domaine de la sociologie, le tronc commun dont ont bénéficié la plupart des

chercheurs contemporains lors de leur formation ne dispose, à notre connaissance, que de peu d'enseignements approfondis sur le recueil, le traitement et l'analyse de grandes quantités de données numériques. C'est d'ailleurs pourquoi nous avons dû nous-mêmes fournir un important travail afin de nous auto-former au traitement et à l'analyse de bases de données comportant plusieurs centaines de milliers d'observations (i.e., de lignes). Mais cette explication n'est pas la seule possible. Si les spécialistes des sciences sociales ne se sont que peu intéressés à l'analyse des parcours de navigation, c'est aussi parce que leurs disciplines ont été fondées sur une tradition de recherche particulière. Classiquement, les sciences sociales, et plus particulièrement la sociologie, s'intéressent aux faits sociaux, c'est-à-dire à la manière dont les comportements individuels sont déterminés par des forces qui leurs sont extérieures : nous retrouvons clairement cette idée dans la célèbre maxime qui prône l'explication du social par le social (Durkheim, [1895] 1988). D'un point de vue orthodoxe, l'objet des sciences sociales est donc moins l'activité des acteurs que les règles qui la structurent du dehors. Par exemple, Émile Durkheim (1897) se moque de comprendre le suicide en tant qu'activité ; ce qui le conduirait par ailleurs à tenir compte de sa dimension psychologique¹³⁷. Il cherche avant tout à expliquer ses causes sociales. L'analyse des parcours de navigation est par conséquent une méthode assez peu compatible avec l'orthodoxie des sciences sociales puisqu'elle est une manière de saisir l'activité des acteurs en train de se faire. Et elle l'est d'autant moins qu'elle constitue une technique d'observation micro-située dans la mesure où elle permet de renseigner les seules interactions qui se jouent entre un individu et une machine.

Cependant, lorsque l'on prend le problème sous un angle moins orthodoxe, les choses deviennent plus discutables. Comme nous l'avons dit dans le chapitre 1, il existe de nombreux sociologues qui ont pointé, d'une part, l'importance des interactions dans la constitution du social (e.g., Mead, 1934) et, d'autre part, la nécessité d'étendre l'étude des interactions entre les humains aux interactions entre les humains et les non humains (dont font partie les machines ; e.g., Latour, 1994). Ainsi, pour les sociologues hétérodoxes, l'analyse des parcours de navigation peut cette fois-ci apparaître pertinente dans le sens où elle permet d'étudier et de comprendre l'activité de recherche sur internet comme une dynamique d'interaction associant un sujet et un objet. Plus encore, du point de vue des sociologies des STS, elle possède l'avantage d'autoriser la mise à l'épreuve empirique de l'hypothèse de la

¹³⁷ Rappelons que les théories de l'activité sont en effet fondées sur les travaux des psychologues, et plus particulièrement, sur ceux de Lev Vygotski (Licoppe, 2008).

performativité d'une technologie du web, c'est-à-dire de sa capacité à provoquer dans le réel le scénario d'usage sur lequel elle est fondée. Mais là n'est pas son seul intérêt : elle permet également la quantification des observations réalisées et, par conséquent, le croisement des perspectives qualitatives et quantitatives. C'est d'ailleurs pourquoi l'analyse des parcours de navigation n'est pas sans rappeler les innovations méthodologiques proposées par Franck Cochoy, Cédric Calvignac (2014) et Norman Fillion (2011). Autrement dit, si cette méthode peut permettre de tester l'hypothèse de la performativité d'une technologie de l'internet, elle le fait, non plus à un seul niveau qualitatif, mais aussi quantitatif. À nos yeux, c'est ici que se trouve tout l'intérêt de son originalité.

L'analyse des mouvements oculaires est, quant à elle, une technique qui a traditionnellement été utilisée dans les domaines de la psychologie et de l'ergonomie cognitives. À l'instar de l'analyse des parcours de navigation, elle se situe aux antipodes des méthodes issues des sciences sociales orthodoxes. Émile Durkheim ([1895] 1988 ; 1897) n'a-t-il pas construit la sociologie contre la psychologie ? C'est du moins ce que l'on apprend dès la première année de licence de sociologie. Cependant, et nous l'avons souligné dans notre premier chapitre, d'autres sociologues, aussi anciens et compétents qu'Émile Durkheim, voyaient les choses autrement. Par exemple, pour Gabriel Tarde ([1895] 2001), la sociologie ne s'oppose pas à la psychologie ; elle est plutôt une interpsychologie (*cf.* chapitre 1). Il ne faut également pas oublier que la sociologie développée par l'école de Chicago (qui est tout de même un monument) est souvent présentée comme une psychologie sociale¹³⁸. Or, si cette dernière se donne classiquement pour objet d'étudier la manière dont les esprits des hommes interagissent, la psychologie cognitive a toujours porté une attention particulière à la manière dont les systèmes cognitifs humains et non humains peuvent communiquer. D'où l'importance du principe de symétrie dont nous avons parlé dans le chapitre 3. Pour le dire autrement, un peu à la manière dont les sociologues des STS ont, dans le prolongement de leurs collègues interactionnistes, ouvert la sociologie à l'étude des associations hommes-machines, les psychologues de la cognition ont conduit la psychologie à s'intéresser aux interactions hommes-machines. C'est précisément pourquoi, comme nous avons cherché à le montrer en défendant l'anthropologie de Dan Sperber (*cf.* chapitre 1), la psychologie

¹³⁸ Rappelons que les travaux fondateurs du sociologue Georges H. Mead sont par exemple explicitement classés dans le champ de la psychologie sociale (Breslau, 1988).

cognitive peut être comprise, *a minima* jusqu'à un certain point¹³⁹, comme un allié des sociologies des *STS*.

À tout le moins, dans notre cas d'étude, la psychologie cognitive compose un domaine d'expertise pertinent dans la mesure où, comme le montre Emmanuel Kessous (2012), le mouvement big data recouvre l'institution d'une nouvelle forme d'économie de l'attention. Dans le sens des propos tenus par Philippe Steiner dans la préface de l'ouvrage de ce même auteur (Kessous, 2012), un des enjeux de cette économie est, en effet, de mettre en marché l'attention des consommateurs, notamment en essayant de mieux la contrôler, de manière à permettre sa valorisation sur le plan financier. Il faut alors bien comprendre que l'usage que nous proposons de faire de l'analyse du mouvement oculaire a précisément pour finalité de nous permettre d'étudier empiriquement comment un agent de calcul peut, à l'ère du big data, économiciser l'attention de ses utilisateurs. Et, compte tenu de la masse que forment ces derniers, cette influence ne peut pas être comprise comme un simple phénomène cognitif. C'est aussi et surtout un phénomène collectif. En outre, de façon analogue à l'analyse des parcours de navigation, si l'étude du mouvement oculaire est une technique qui produit énormément de données (une observation toutes les 17 millisecondes), elle a l'avantage d'autoriser la quantification des processus attentionnels. Un peu à la manière dont Albert Piette (2013) et Caroline Datchary (2011) proposent d'étudier qualitativement les phénomènes de présence et de dispersion, nous verrons que l'analyse du mouvement oculaire permet de mesurer quantitativement les effets de distractions attentionnelles qui sont associés à la présence de l'agent de *Data Crawler*.

Notons alors que, pour observer la performativité de l'agent de *Data Crawler*, nous nous appuierons essentiellement sur :

- l'analyse de plusieurs milliers de parcours de navigation que nous avons nous-mêmes reconstruit à l'aide d'une base de données que Ghislain nous a fournie ;
- une partie des résultats que Lucie Larnaudie et nous-mêmes avons obtenu lors d'une des trois expérimentations (i.e., l'expérimentation 3) que nous avons réalisées à

¹³⁹ Nous précisons « jusqu'à un certain point » car il existe bien entendu de nombreux sujets de discussion possibles entre ces deux disciplines que forment la psychologie cognitive et la sociologie des *STS*. De telle sorte qu'il faudrait probablement plusieurs dizaines, voire centaines de thèses pour les traiter convenablement. L'ouvrage qu'ont coordonné Fabrice Clément et Laurence Kaufmann (2011), ou encore, l'article que Fabrice Clément (2012) a rédigé en réaction aux controverses suscitées par celui de Laurence Kaufmann et de Laurent Cordonnier (2012) dégagent en ce sens des pistes de réflexions intéressantes. Notons que nous avons nous-mêmes pointé un élément de discussion à la fin de notre chapitre 1 concernant l'acceptation des notions d'utilité, d'utilisabilité et d'acceptabilité.

l'Université de Montréal sous la supervision d'Aude Dufresne, de Franck Cochoy et de Julien Cegarra.

Nous présentons plus en détail ces différents matériaux dans la section III.

I.4. Étudier la pertinence

Une approche expérimentale

Pour questionner, du point de vue des utilisateurs, la pertinence de l'agent de *Data Crawler* (cf. section I.1 : notre troisième axe de travail), nous avons effectué une série de trois expérimentations. Soulignons que nous ne présenterons dans le détail les seules expérimentations 1 et 2 même si, comme nous l'avons dit plus haut, nous mobiliserons une partie des résultats produits lors de la troisième expérimentation pour mettre en avant la performativité de l'agent de *Data Crawler*. Il convient de préciser que cet usage partiel de l'expérimentation 3 n'est pas dû à un manque de significativité des résultats obtenus. Seulement, ces derniers ne sont pas fondamentaux du point de vue de notre développement. Nous avons par conséquent décidé de ne pas les présenter afin de ne pas alourdir ce sixième chapitre qui est, somme toute, assez conséquent. Nous reviendrons sur ce point dans la section III.

Les détails du cadre théorique et méthodologique à l'intérieur duquel s'insèrent les expérimentations 1 et 2 sont explicitement exposés dans la section IV. D'emblée, il nous faut cependant souligner que ces expérimentations sont conçues et présentées selon un style intellectuel largement influencé par la psychologie cognitive. Nous verrons que nos conclusions comportent en ce sens de nombreuses limites sur le plan sociologique. La plus importante est que les expérimentations 1 et 2 sont réalisées en laboratoire et qu'elles sont de cette façon dotées d'une faible validité écologique. Nous montrerons néanmoins que nos deux expérimentations ont l'avantage de provoquer les effets distracteurs associés à la présence de l'agent de recommandation de façon à permettre leur identification et leur mesure. Dans le sens du développement théorique proposé dans le chapitre 1, l'emploi que nous ferons de concepts et de méthodes propres au domaine de la psychologie cognitive nous permettra ainsi de repérer comment s'articulent les représentations mentales et publiques qui composent les environnements de conception et d'usages. Ce détour ne devra donc pas être compris comme une manière provocante de réduire le social au cognitif. Notre intention est bien plus

raisonnable : elle consiste à défendre modestement un pluralisme théorique et méthodologique dans le but de permettre une meilleure compréhension du social. Pour le dire autrement, nous ne souhaitons aucunement dévaloriser les concepts et les méthodes des sciences sociales traditionnelles. Dans la droite ligne de l'ouvrage coordonné par Fabrice Clément et Laurence Kaufmann (2011), nous désirons par contre contribuer à l'institution de nouvelles passerelles entre sciences sociales et sciences cognitives. Après tout, si les chercheurs les plus orthodoxes ont raison de croire que les sciences cognitives et les sciences sociales sont fondamentalement opposées, n'est-ce pas aussi parce qu'elles se complètent merveilleusement ? En tout cas, dans le sens des arguments que nous avons soutenu jusqu'ici, il nous semble que, pour bien comprendre l'influence sociale des entités cognitives que sont, par exemple, les agents de calcul, il faut bien saisir la dimension cognitive du sociale que forment tout collectif d'humains et de non humains. C'est le prix à payer si l'on souhaite atteindre une véritable symétrie.

Concernant la réalisation concrète de notre troisième axe de travail, nous souhaitons ajouter que les expérimentations 1, 2 et 3 ont principalement été développées par nous-mêmes en collaboration avec Lucie Larnaudie et sous la supervision d'Aude Dufresne, de Franck Cochoy et de Julien Cegarra. Le recrutement des participants a été effectué par Lucie Larnaudie et la passation des expérimentations 1, 2 et 3 a été réalisée par Lucie Larnaudie et nous-mêmes. Nous avons pris en charge le traitement de l'ensemble des données recueillies¹⁴⁰ et nous avons nous-mêmes élaboré les cadres théoriques et méthodologiques que nous présentons dans la section IV. Néanmoins, nous avons pour cela bénéficié des conseils de Lucie Larnaudie, d'Aude Dufresne et de Franck Cochoy. Nous souhaitons par contre insister sur le fait que nous sommes seul responsable des propos que nous tenons dans la totalité de ce chapitre. Lucie Larnaudie (2015) propose en effet une manière de problématiser et de valoriser les résultats recueillis lors des expérimentations 1, 2 et 3 qui se distingue nettement de la notre. Ceci est notamment dû au fait que ces travaux s'inscrivent plus fermement dans la tradition de la psychologie cognitive que ceux que nous présentons dans ce chapitre. À nos yeux, ils n'en sont pas moins intéressants.

¹⁴⁰ Nous en profitons pour remercier Sahbi M. Benlamine de l'aide et des conseils qu'il a pu nous apporter pour réaliser cette tâche.

Transition. Faire attention à l'attention

De la valorisation économique à la protection ergonomique

Les travaux que nous présentons dans ce chapitre sont le fruit d'une recherche collective qui associe des chercheurs issus de la psychologie cognitive (Aude Dufresne, Lucie Larnaudie et Julien Cegarra) et de la sociologie (Franck Cochoy et nous-mêmes). Ils sont donc la résultante d'une enquête conduite selon une perspective interdisciplinaire qui est, à notre connaissance, assez peu commune. Du point de vue des sciences sociales, l'avantage de la posture méthodologique que nous adoptons ici est donc son originalité. Mais ce même point fort est aussi sa principale faiblesse puisque ce caractère atypique la rend aisément critiquable.

Il n'en reste pas moins que cette curieuse interdisciplinarité nous ait apparue dès le départ pertinente puisqu'elle devait nous permettre de mieux comprendre les formes de ce qu'Emmanuel Kessous (2012) appelle l'économie de l'attention dans un contexte de capitalisme aujourd'hui qualifié de cognitif (Moulier-Boutang, 2007). Plus précisément, en référence aux travaux d'Emmanuel Kessous et de ses collègues (2010), cette interdisciplinarité devait nous aider à mieux saisir comment l'agent de *Data Crawler* autorise l'économicisation de l'attention de ses utilisateurs¹⁴¹ tout en nous permettant d'adopter une perspective expérimentale et critique soucieuse de protéger leur cognition. Dans une certaine mesure et sur un plan général, notre objectif était ainsi de prolonger les travaux d'Yves Citton sur l'écologie de l'attention (2014) en cherchant à mieux identifier une des formes concrètes de la crise de l'attention que produit le capitalisme à l'ère du big data.

II. Présentation de l'agent

Tout un programme

Comme nous l'avons dit dans le chapitre 1, examiner la performativité d'un dispositif technique implique de dégager le programme d'action qu'il véhicule. Afin d'éviter de réaliser cette tâche de façon trop décontextualisée, nous proposons de commencer par exposer

¹⁴¹ Nous verrons plus exactement que, comme nous l'avons annoncé en introduction, il le fait en economicisant leurs activités d'exploration.

comment est née la société *Data Crawler* car, sans elle, l'agent de Ghislain n'aurait pas pu voir le jour.

II.1. Bref historique de l'entreprise

Espace, magie et affaires

La société *Data Crawler* a été créée par Ghislain en 2012. Ghislain est un informaticien diplômé en 2007 de l'*École Nationale Supérieure d'Électrotechnique, d'Électronique, d'Informatique, d'Hydraulique et des Télécommunications (ENSEEIT)* de Toulouse. À la fin de ses études, Ghislain est embauché par la société *EADS Astrium Satellites* du Groupe *Airbus*. Il y travaille pendant cinq ans. Durant cette période, il est responsable des activités électriques réalisées par *Thales* sur le nouveau satellite de télécommunication *Alphabus*. Il est également en charge de la validation et des tests du logiciel de mise en orbite des satellites de télécommunication *E3000*. Un peu plus tard, il est nommé chef de projet des instruments optiques stimulant les capteurs *Terre* et *Soleil* des satellites *E3000*.

Lors de ces cinq années chez *EADS*, Ghislain est quotidiennement conduit à manipuler de grandes quantités de données durant ses activités professionnelles. Ayant pris l'habitude de suivre les évolutions réalisées dans le domaine de l'informatique commerciale, il repère les avantages que peuvent lui apporter ses compétences informatiques dans le monde des affaires. De plus, souhaitant depuis son adolescence créer sa propre entreprise, il se dit, dès 2009, qu'il pourrait bien essayer de transférer ses savoir-faire du domaine de la défense et de l'espace à celui de la gestion de la relation client. À partir de cette date et jusqu'en 2011, il passe une bonne partie de son temps libre à développer des algorithmes de recommandation. Après deux ans de recherches personnelles, c'est-à-dire plusieurs centaines d'heures à penser et à bricoler des agents de calcul, Ghislain commence à mieux dessiner les contours de son projet qu'il mène, à ce moment, avec beaucoup d'enthousiasme. Pour lui, ce dernier constitue une manière de croiser ses appétences pour l'informatique et pour la psychologie humaine. Inspiré par le succès de Jeff Bezos d'*Amazon*, il se dit que les traces produites par les utilisateurs durant leurs activités de navigation sont autant d'indices permettant d'identifier leurs préférences et leurs comportements. Un peu comme les tours de magie qu'il réalise durant son temps libre pour les enfants malades, les données déposées par les utilisateurs durant leurs usages d'internet lui apparaissent comme des éléments permettant de jouer avec leur attention.

À la fin de l'année 2011, soit après presque une année de développement, Ghislain conçoit la première version de son agent de recommandation qu'il présente comme une technologie de personnalisation des environnements numériques marchands fonctionnant en temps réel. Au regard de l'*Incubateur Midi-Pyrénées*, cette technologie semble économiquement intéressante puisque cet organisme s'engage rapidement à soutenir sa mise en marché. De telle sorte que, suite à une série de plusieurs rendez-vous avec les chargés d'affaires de l'*Incubateur*, le jeune entrepreneur propose les services de son agent en mode SaaS (i.e., *Software as a Service*) pour un abonnement mensuel sans engagement allant de 99 euros à 499 euros par mois. L'offre de Ghislain se décline plus exactement en quatre types d'abonnement :

- un abonnement dit « Basic » à 99 euros hors taxe par mois pour un site, une langue et un maximum de 20 000 visiteurs uniques ;
- un abonnement dit « Standard » à 199 euros hors taxe par mois pour un site, deux langues et un maximum de 50 000 visiteurs uniques ;
- un abonnement dit « Professionnel » à 299 euros hors taxe par mois pour quatre sites, quatre langues et un maximum de 100 000 visiteurs uniques ;
- un abonnement dit « Entreprise » à 499 euros hors taxe par mois pour huit sites, huit langues et pour 1 000 000 et plus de visiteurs uniques.

La société *Data Crawler* est née (cf. figure 72).

Avantages de la recommandation personnalisée de produits

 <p>Augmentation du CA +10% à +30%</p> <p>Predict propose à l'internaute les produits les plus pertinents (up-sell/ cross-sell). Il s'en suit une augmentation du taux de conversion et du panier moyen.</p>	 <p>Engagement +12% à +25%</p> <p>Les internautes aiment cliquer sur des recommandations personnalisées. 19% des internautes cliquent sur une recommandation lors de leur visite</p>	 <p>Augmentation du Panier +75%* des internautes engagés</p> <p>Les internautes qui utilisent les recommandations ont un panier supérieur en moyenne à 75% au panier normal.</p>	 <p>+20% à 40% d'achats en plus faits par les internautes engagés par les recommandations</p> <p>Les internautes qui cliquent sur les recommandations sont engagés dans le processus d'achats de produits connexes.</p>
--	--	--	---

Afficher des recommandations sur les pages produits.

Predict suit les actions de chaque client et les conseils par des suggestions de produits afin de les faire arriver à la décision finale.

Avec plus de 120 paramètres analysés lors de la navigation, predict identifie les produits susceptibles d'intéresser l'internaute. Dans le cas où le produit consulté n'est pas le produit cherché par l'internaute, predict guidera vos clients en proposant des produits alternatifs que d'autres clients achètent après consultation de ce type de pages.

[Plus d'info](#)



Figure 72. Page d'accueil du site de *Data Crawler*

En 2012, c'est-à-dire dès son introduction sur le marché, l'agent de recommandation de *Data Crawler* rencontre un certain succès auprès des e-commerçants. Afin d'y faire face, Ghislain est conduit à recruter trois, puis six associés. Son équipe travaille dans ce que les journalistes locaux appellent une « garçonnière » qui est une maison mitoyenne située dans un des quartiers pavillonnaires de l'est de Toulouse. L'ambiance est conviviale, les plages horaires sont étendues et décalées. Selon Ghislain, chacun des associés est sérieusement engagé et réalise ses activités professionnelles au moment qui lui convient.

L'agent de recommandation de *Data Crawler* est progressivement mis à l'épreuve. Il connaît diverses modifications, améliorations et son paramétrage est petit à petit affiné en collaboration avec les premiers e-commerçants qui l'adoptent. Il gagne en maturité ; il fait ses preuves. Fin 2013, la jeune *start-up* détient un peu plus de 70 entreprises clientes et réalise un chiffre d'affaire de 100 000 euros. Cependant, dès le début de l'année 2014, Ghislain décide de modifier le fonctionnement de *Data Crawler*. Nous ne connaissons pas les détails des motifs de ce choix. Nous savons seulement qu'à ce moment, travaillant sur le développement

d'autres projets parallèles, il souhaite diminuer l'investissement personnel qu'il a jusqu'ici engagé dans le développement de cette société. Il est également fort probable que l'agent de *Data Crawler* ne permette pas, à cette période, de gagner assez d'argent pour rémunérer raisonnablement l'ensemble des associés qui animent la petite entreprise. En tout cas, Ghislain se sépare de quatre d'entre eux, déménage la *start-up* dans un appartement deux pièces situé à deux kilomètres de la garçonnière et sous-traite une bonne partie de la commercialisation et de la maintenance de son agent de recommandation. Ghislain ne garde ainsi que deux associés au sein de l'entreprise.

Au début de l'année 2014, l'agent développé par *Data Crawler* est implémenté au sein d'une centaine de sites d'e-commerce. Ghislain met alors sur le marché deux offres complémentaires sur lesquels il travaille depuis quelques mois déjà : un moteur de recherche pour l'e-commerce et un outil de recommandation par mail. Ces deux technologies permettent de diversifier légèrement l'offre de service qu'il propose. À notre connaissance, elles sont les dernières évolutions majeures de la *start-up*. Au milieu de l'année 2014, la société marche bien, mais Ghislain n'envisage pas de la faire progresser. Peut-être lui paraît-elle déjà trop ancienne ? Peut-être ne lui paraît-elle pas assez rentable ? En tout cas, il ne semble plus réellement faire de projet pour elle. Il a par contre pour objectif de pivoter, c'est-à-dire de réaliser un changement de cap en se lançant dans la conception d'une nouvelle technologie de recommandation. Néanmoins, cette dernière ne serait plus destinée à proposer des biens à des utilisateurs, mais à mettre en relation différents professionnels d'une même communauté. Ghislain n'a pas souhaité nous parler en détail de ce projet, mais nous savons qu'il est co-élaboré avec un des codirigeants d'une des plus importantes sociétés de marketing automatique. En 2015, l'entreprise *Data Crawler* fonctionne essentiellement sur ses acquis, sur un mode que l'on pourrait qualifier de routinier. Dans une certaine mesure, Ghislain laisse de cette manière travailler son agent en espérant que celui-ci soit perçu le plus longtemps possible comme pertinent, au moins par ses implémenteurs.

II.2. Un agent de troisième génération

Généalogie de l'agent de *Data Crawler*

Mais alors, quel est cet agent de calcul que son concepteur tend aujourd'hui à laisser un peu à l'abandon ? Partant du principe bourdieusien que pour bien connaître un agent, il faut

d'abord savoir, au moins un peu, quelle est son histoire (Bourdieu, 1979), nous proposons de commencer par esquisser les grandes évolutions qui caractérisent la généalogie de l'agent de *Data Crawler*. Ceci nous permettra de mieux comprendre comment ce dernier est une technologie de troisième génération qui hybride les agents de recommandation de première et de deuxième génération.

II.2.1. Les agents de première génération

Une intelligence documentaire

À notre connaissance, les plus lointains ancêtres de l'agent de *Data Crawler* sont ce que les informaticiens appellent les agents de recommandation de première génération. Ces derniers ont la particularité d'être fondés sur une analyse dite de contenu et renvoient au web 1.0 qui est souvent qualifié de passif (Ochi, Rao, Takayama & Nass, 2010). Le web 1.0 repose plus exactement sur le principe de la documentation qui, encore à la base de l'internet d'aujourd'hui, peut être exposé comme suit : un concepteur produit un contenu qui est affiché sur internet et qui est consulté par différents utilisateurs. Le principe de la documentation est par conséquent sous-tendu par un modèle d'échange d'informations qui est de l'ordre de l'instruction dans la mesure où l'utilisateur ne participe, ni à la production du contenu du message, ni à la validation de sa valeur. Le web 1.0 est avant tout un outil de connaissance que l'utilisateur mobilise un peu à la manière d'une gigantesque bibliothèque. Il s'en sert principalement pour s'informer. Selon Christian Fuchs et ses collègues (2010), ce web de première génération peut de ce fait être compris à travers une représentation durkheimienne de l'internet. C'est un outil qui véhicule un ensemble de connaissances et de valeurs collectives qui s'imposent de l'extérieur aux individus et qui structurent leur vie en société.

Ainsi, si les agents de recommandation de première génération sont souvent associés aux web 1.0, c'est parce qu'ils sont dotés d'une intelligence de type documentaire. Ces derniers sont en effet généralement conçus à partir de la technique du filtrage fondé sur le contenu qui repose sur diverses formes d'association dites *item-to-item*. En d'autres termes, les agents de première génération exploitent essentiellement les informations présentées dans les documents qui composent un site particulier. Par exemple, dans le cas du e-commerce, ces agents ont pour fonction de recommander aux utilisateurs des produits en fonction des informations qui caractérisent ces mêmes biens. Plus précisément, ils ont pour objectif

d'extraire les propriétés qualitatives et quantitatives qui sont propres à une marchandise afin de pouvoir proposer aux visiteurs du site d'autres produits bénéficiant de caractéristiques similaires. D'une manière générale, cette extraction est réalisée à partir des différentes informations permettant de présenter les produits (e.g., titre, prix, description ou caractéristiques). Étant donné que ces informations comportent de nombreux termes linguistiques, il est souvent nécessaire de les lemmatiser afin de pouvoir permettre leur comparaison. Cette lemmatisation consiste, par exemple, à mettre les verbes à l'infinif, ou encore, les adjectifs au masculin et au singulier. Afin de pouvoir mesurer la similarité entre les différents produits du catalogue, ces derniers sont ensuite présentés sous la forme d'une matrice Informations-Produits qui peut être exposée à l'aide du tableau 16.

Tableau 16. Exemple de matrice Informations (I)-Produits (P)

	I1	I2	I3	I4	I5	I6	I7	I8	I9
P1	1	1	1	0	1	0	0	1	0
P2	0	1	0	1	1	0	0	0	0
P3	1	0	1	1	0	1	1	1	1
P4	1	0	1	1	0	0	1	1	0
P5	1	0	1	1	0	1	0	1	0
P6	1	1	1	0	1	0	1	1	1

Etc.

Une fois cette matrice réalisée, des indices de similarité entre les différents produits peuvent être calculés. Il y a de nombreuses manières d'effectuer cette opération. Le coefficient de Dice est l'une d'entre elles. Ce coefficient est compris entre 0 et 1 : plus il tend vers 1 et plus la similarité entre les deux échantillons est forte. Le coefficient de Dice entre un échantillon d'informations X et un échantillon d'informations Y est défini comme deux fois l'intersection entre x et y divisée par la somme de x et y et où :

- x est l'ensemble des informations qui composent l'échantillon X ;
- y est l'ensemble des informations qui composent l'échantillon Y.

La formule de Dice est donc la suivante :

$$Dice = \frac{2|x \cap y|}{|x| + |y|}$$

Soit, dans le cas de P1 et P6 :

$$Dice(P1, P6) = \frac{2 \times 7}{9 + 9} = 0.77$$

Le coefficient de Dice permet de cette façon d'attribuer un score de similarité aux différents produits disponibles dans le catalogue d'un e-commerçant en fonction du produit de référence qui est consulté par un utilisateur. Par exemple, en référence à la matrice présentée dans le tableau 16, si un utilisateur X est en train de consulter le produit P1, l'agent va lui recommander, en tout premier lieu, de consulter le produit P6 puisque celui-ci détient le plus haut score de similarité (Dice = 0.77).

D'une manière générale, la logique algorithmique des agents de recommandation de première génération est donc de suggérer aux utilisateurs des produits similaires à ceux qu'ils sont en train de consulter (Bobadilla, Ortega, Hernando & Gutiérrez, 2013 ; Ochi, Rao, Takayama & Nass, 2010 ; Olmo & Gaudioso, 2008). Quelquefois, cette logique est produite de façon dynamique puisque certains systèmes de filtrage fondé sur le contenu sont capables de tenir compte des actions passées réalisées par les utilisateurs. Ils peuvent de cette manière chercher à produire, par exemple, des profils de produits similaires en fonction de l'historique de navigation de chaque utilisateur qui visite le site. En tout cas, dynamique ou pas, la logique de ces algorithmes de première génération peut être représentée à partir de la règle d'inférence suivante :

- si l'utilisateur X aime le produit A et que A ressemble au produit B, alors X aime B.

Aujourd'hui, les agents de recommandation conçus uniquement à partir de la technique de filtrage fondé sur le contenu sont devenus rares. Les systèmes *Infoscope* (Fischer & Stevens, 1991), *Newt* (Sheth & Maes, 1993) et *Letizia* (Lieberman, 1995) en font par exemple partie. Pour illustration, le système *Letizia* est un assistant personnel qui enregistre les pages internet consultées par l'utilisateur et les lit afin de construire, de manière dynamique, un profil de contenu qui intéresse l'utilisateur de façon à lui recommander d'autres pages fortement corrélées aux thématiques déjà consultées dans une fenêtre indépendante de celle destinée à la navigation. En référence à ce que nous avons dit précédemment, l'algorithme de filtrage fondé sur le contenu qui est implémenté dans le système *Letizia* est donc dynamique puisqu'il tient

compte de l'historique des thématiques consultées. Néanmoins, il est important de souligner qu'un grand nombre d'agents de recommandation de première génération fonctionnent de manière statique selon des principes relativement identiques à l'exemple que nous avons exposé à l'aide du tableau 16¹⁴².

II.2.2. Les agents de deuxième génération

Une intelligence sociale

La deuxième génération d'agents de recommandation est quant à elle fondée sur une analyse dite sociale qui renvoie au web 2.0 qui est souvent qualifié de collaboratif (Ochi, Rao, Takayama & Nass, 2010). Comme son nom l'indique, le web 2.0 est une version augmentée du web 1.0. Il a donc une fonction documentaire qui est centrale, mais qui est améliorée. Le « 2.0 » permet en effet d'indiquer qu'avec ce nouveau web, les utilisateurs ne sont plus contraints d'être des récepteurs passifs. Ils peuvent activement contribuer à la production des contenus et à la validation de leur valeur puisque cette nouvelle version de l'internet ne repose plus seulement sur le principe de la documentation, mais aussi sur celui de la communication. À travers le développement des blogs, des forums et des réseaux sociaux, internet n'est plus seulement un simple outil de connaissance : c'est aussi un moyen d'expression. Le web 2.0 est de ce fait sous-tendu par un modèle d'échange d'informations qui est de l'ordre du partage et moins de celui de l'instruction. La gigantesque bibliothèque dont nous parlions en amont devient une sorte d'espace public que les utilisateurs mobilisent pour s'informer, mais aussi pour se mettre en contact, se rencontrer et s'organiser. Pour Christian Fuchs et ses collègues (2010), le web 2.0 renvoie en ce sens à une représentation wébérienne de l'internet. Il n'est plus, à tout le moins pas seulement, un stock de connaissances qui s'imposent de l'extérieur aux individus. Il est un outil de mise en relation et permet à ses utilisateurs de participer à sa production. À l'ère du 2.0, internet n'est pas qu'un ensemble de documents que les individus consultent afin de conduire leurs activités sociales ; c'est aussi un instrument leur permettant de coordonner ces mêmes activités.

Un peu à la manière dont les agents de recommandation de première génération sont dotés d'une intelligence documentaire qui entre en résonance avec les principes fondamentaux du

¹⁴² C'est-à-dire que, dans le cas d'un site d'e-commerce, les suggestions de l'agent sont essentiellement réalisées en référence au contenu du seul produit qui est en train d'être consulté.

web 1.0, les agents de deuxième génération ont une intelligence sociale qui fait écho à ceux du web 2.0. Ces agents sont en effet développés à partir de la technique du filtrage collaboratif qui repose sur le principe de la corrélation *user-to-user*. Ce principe consiste à recommander des produits à un utilisateur en fonction des évaluations effectuées par d'autres ayant des profils similaires. Comme nous l'avons vu dans le chapitre 4, ces évaluations peuvent être déclarées de manière implicite (e.g., fréquence, durée de consultation et achat d'un produit) ou explicite (e.g., attribution d'une note ou d'un *like* à un produit). Elles permettent ainsi de définir des scores ou, si l'on préfère, des votes qui peuvent être déterminés de nombreuses manières. Par exemple, Philip K. Chan (1999) propose de calculer des scores de consultation de page de la manière suivante :

$$Durée(Page) = \frac{TotalDurée(Page) \div Taille(Page)}{TotalDurée(MaxPage \in PageVisitée) \div Size(MaxPage \in PageVisitée)}$$

Ces scores/votes sont considérés comme des indicateurs des appétences des utilisateurs. De telle sorte qu'il devient possible d'établir une matrice qui n'est plus de type Informations-Produits, comme dans le cas du filtrage basé sur le contenu, mais de type Produits-Utilisateurs, comme l'illustre le tableau 17 exposé ci-dessous.

Tableau 17. Exemple de matrice Produits (P)-Utilisateurs (U)

	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9
U1	8	1	1	2	1	?	8	5	6
U2	5	5	2	2	1	3	4	5	7
U3	4	5	3	4	9	2	9	2	9
U4	8	1	1	2	1	9	8	5	6
U5	7	4	9	4	8	8	8	1	1
U6	8	1	1	2	1	9	8	5	6

Etc.

Cette matrice peut alors permettre d'estimer les votes des utilisateurs pour des produits qu'ils n'auraient encore jamais consultés. Par exemple, il est possible de prédire le vote d'U1 pour le produit P6 à l'aide de la formule suivante :

$$Pa,j = \bar{Va} + \frac{\sum_{i=1}^n w(a,i)(Vi,j - \bar{Vi})}{\sum_{i=1}^n |w(a,i)|}$$

Avec :

- Pa,j : la prédiction du vote de l'utilisateur actif a pour le produit j ;
- \bar{Va} : la moyenne des votes de l'utilisateur actif a pour l'ensemble des produits p ;
- \bar{Vi} : la moyenne des votes attribués par chaque utilisateur i aux produits j ;
- Vi,j : le vote attribué par chaque utilisateur i au produit j ;
- $w(a,i)$: le poids qui reflète la distance entre l'utilisateur a et chaque utilisateur i.

Soit, dans le cas de P6 et pour U1 :

$$P6, U1 = 4 + \frac{9.163}{3.943} = 6.323^{143}$$

Notons toutefois que la technique du filtrage collaboratif n'est pas nécessairement réalisée à partir des seules préférences plus ou moins explicitement déclarées par les utilisateurs. Des données sociodémographiques ou psychologiques (cf. chapitre 4) peuvent, par exemple, venir compléter la matrice présentée à l'aide du tableau 17. Notons que du point de vue des professionnels du marché, ces données sont importantes parce qu'elles sont susceptibles de permettre l'amélioration de la qualité des estimations réalisées par l'agent. Sur le plan théorique, ces données sont en effet potentiellement capables d'affiner le calcul des distances existantes entre les différents utilisateurs représentés dans la base de données.

D'une manière générale, la logique algorithmique des agents de recommandation de deuxième génération consiste à proposer aux utilisateurs des produits qui ont été plus ou moins explicitement déclarés comme intéressants par d'autres ayant des profils similaires (Bobadilla, Ortega, Hernando & Gutiérrez, 2013 ; Ochi, Rao, Takayama & Nass, 2010 ; Olmo & Gaudioso, 2008). Cette logique peut être comprise à partir de la règle d'inférence suivante :

- si l'utilisateur X ressemble aux utilisateurs U, V, W, Y et Z et si U, V, W, Y et Z aiment le produit A, alors X aime A.

¹⁴³ Dans le cas du résultat que nous proposons dans notre exemple, le poids $w(a,i)$ est le cosinus de l'angle formé par le vecteur ligne de l'utilisateur a et celui des utilisateurs i. Ajoutons qu'il existe cependant d'autres formules permettant de calculer ce poids comme, par exemple, le coefficient de corrélation de Pearson.

Aussi, bien qu'à la manière des systèmes de filtrage fondé sur le contenu, les algorithmes de filtrage collaboratif soient aujourd'hui devenus assez rares, ces derniers ont connu un certain succès. Il en existe par conséquent un très grand nombre que nous ne pouvons pas lister de manière exhaustive. Par exemple, les systèmes *WebMate* (Chen & Sycara, 1998), *Grundy* (Rich, 1979), *MovieLens*, *Jeter* et *FlyCasting* (Hauver & French, 2001) sont des agents de recommandation de deuxième génération. D'un point de vue illustratif, le cas de *WebMate* est intéressant puisqu'à l'instar du système *Letizia*, cet agent est un assistant de navigation web. Cependant, à la différence de *Letizia*, *WebMate* extrait les historiques de navigation des utilisateurs de façons à créer des profils de chercheurs d'information dans le but de pouvoir les comparer. Selon des principes relativement proches de ceux que nous venons d'exposer en amont (cf. tableau 17), ces comparaisons permettent alors de réintroduire dans la requête de l'utilisateur des résultats jugés pertinents par d'autres utilisateurs ayant des profils de recherche similaires.

II.2.3. Les agents de troisième génération

Une intelligence hybride

La troisième génération de système de recommandation est fondée sur une analyse hybride qui mélange les techniques de filtrage basé sur le contenu, de filtrage collaboratif et celles qui ont plus récemment été élaborées avec le développement des données issues des capteurs de l'internet des objets (cf. chapitres 2 et 4). Cette troisième génération renvoie au web 3.0 qui est souvent qualifié de sémantique (Ochi, Rao, Takayama & Nass, 2010). Il est important de souligner que cette version 3.0 de l'internet est récente puisqu'elle est, encore aujourd'hui, en train d'être développée. Comme dans le cas du web 2.0, le web 3.0 repose sur les principes de la documentation et de la collaboration. Toutefois, avec le développement du big data, il recouvre également une troisième dimension qui est celle de la servuction¹⁴⁴ (Eiglier & Langeard, 1987) dans la mesure où, à travers les usages quotidiens que l'utilisateur fait des sites disponibles sur internet, ce dernier tend à participer de manière toujours plus intense, non consciente et involontaire à la production des différents services disponibles sur la toile. La multiplication des agents de recommandation sur le web en constitue un bon exemple. Le web

¹⁴⁴ La notion de servuction est un néologisme inventé par Pierre Eiglier et Éric Langeard (1987) qui rassemble les notions de service et de production afin de souligner comment les utilisateurs d'un service peuvent contribuer à sa production.

3.0 peut de ce fait être considéré comme sous-tendu par un modèle d'échange d'informations qui est de l'ordre de la coproduction. Avec l'intérêt croissant que les acteurs du web portent aux données, internet tend en effet à devenir une sorte de grand espace de services plus ou moins personnalisés que l'utilisateur produit dans le même temps qu'il les utilise (Cardon, 2015b). D'après Christian Fuchs et ses collègues (2010), le web 3.0 renvoie de ce fait à une représentation marxienne de l'internet. C'est un outil qui permet d'instaurer la systématisation de la coproduction des services de documentation et de communication qu'il propose.

À l'instar de leurs ancêtres de première et de deuxième génération, les agents de recommandation de troisième génération sont dotés d'une intelligence qui, dans une certaine mesure, est propre au web 3.0. Comme nous l'avons annoncé en amont, ces derniers sont des formes hybrides des systèmes de filtrage fondé sur le contenu, de filtrage collaboratif, mais aussi de bien d'autres types d'algorithmes plus ou moins originaux. Nous avons en ce sens vu dans le chapitre 4 que les concepteurs des agents de calcul disposent actuellement d'une importante diversité de technologies d'apprentissage artificiel leur permettant de donner du sens à des données qui, jusque-là, apparaissaient ne comporter aucune valeur. À condition de disposer des moyens techniques nécessaires, ces technologies peuvent permettre aux agents de calcul de traiter, en temps quasi-réel, un nombre très important de données qui semblaient, jusqu'ici, inexploitable. Compte tenu des masses de données qu'il est actuellement possible de recueillir sur les pratiques des utilisateurs et du développement des technologies permettant de les traiter, les agents de recommandation de troisième génération détiennent ainsi, pour la plupart d'entre eux, une intelligence que l'on peut qualifier de documentaire, de sociale, mais aussi, de situationnelle. Pourquoi ajouter le qualificatif « situationnel » ? Parce que, grâce au big data, les agents de troisième génération sont capables de définir plus précisément que leurs prédécesseurs les comportements des utilisateurs (Cardon, 2015b) ainsi que les cadres socio-matériels à l'intérieur desquels ces derniers sont déployés (*cf.* chapitre 4).

Par conséquent, avec les agents de troisième génération, les utilisateurs contribuent de façon plus intime à la production des services de recommandation qu'avec les agents de première et de deuxième génération. Car les agents de troisième génération permettent de traiter de manière plus exhaustive que leurs prédécesseurs l'immense quantité de données que produisent quotidiennement les utilisateurs de l'internet 3.0. Ils sont capables de compléter et d'hybrider les analyses effectuées par les techniques de filtrage fondé sur le contenu et de filtrage collaboratif de façon à mieux adapter leurs recommandations aux comportements et aux appétences des utilisateurs. Il est alors important de souligner qu'il existe de nombreuses

manières d'effectuer cette complémentation et cette hybridation. Dans le cas de la complémentation, les méthodes sont variées (*cf.* chapitre 4) et dépendent souvent des données et des moyens techniques dont disposent les concepteurs et les implémenteurs. Il en est de même pour les méthodes d'hybridation. Néanmoins, d'une manière générale, ces dernières sont effectuées en deux temps. D'abord, les filtrages sont réalisés indépendamment les uns des autres ; puis, les recommandations proposées par chaque technique sont combinées selon différentes méthodes. Par exemple, pour Mark Claypool et ses collègues (1999), une simple combinaison linéaire des mesures relatives aux techniques de filtrage fondé sur le contenu et de filtrage collaboratif permet d'améliorer de façon significative les résultats. Et ce type d'hybridation peut évidemment être reproduit à partir d'autres techniques de recommandation automatique. Soulignons que, dans le cas des techniques les plus récentes, il s'agit, par exemple, de tenir compte des états psychologiques de l'utilisateur comme les émotions (Gonzalez, Rosa, Montaner & Delfin, 2007 ; Saari, Ravaja, Laarni & Turpeinen, 2005).

Les agents de recommandation de troisième génération tendent aujourd'hui à être de plus en plus nombreux. Un des plus populaires est celui d'*Amazon* puisqu'il hybride de façon dynamique les recommandations issues de techniques de filtrage basé sur le contenu et celles issues de techniques de filtrage collaboratif tout en tenant compte du type de terminal mobilisé par les utilisateurs pour naviguer sur le site (Linden, Smith & York, 2003 ; Poirer, Fessant & Tellier, 2010). Comme nous allons le voir un peu plus tard, bien que très différent de celui d'*Amazon*, l'agent de recommandation de *Data Crawler* est également de troisième génération. Cependant, avant d'exposer plus en détail l'architecture cognitive de ce dernier, nous souhaitons d'abord mettre en avant ce qu'il représente, de manière plus générale, du point de vue de son concepteur et de ses implémenteurs. En référence à la proposition de cadre théorique que nous avons réalisée dans le chapitre 1, nous chercherons de cette façon à mieux comprendre le programme d'action que cet agent véhicule de manière à rendre possible l'évaluation de sa performativité du point de vue de l'environnement d'usages.

II.3. Économiciser l'exploration des utilisateurs

Provoquer la sérendipité

Pour Ghislain et ses clients, l'agent de recommandation de *Data Crawler* est un dispositif d'économicisation¹⁴⁵ de l'exploration des utilisateurs dans le sens où il doit les aider à découvrir les produits disponibles sur le site considéré dans le même temps qu'il doit les enrôler dans le processus d'achat afin d'optimiser le chiffre d'affaires de l'implémenteur. En référence aux travaux d'Antoinette Rouvroy et de Thomas Berns (2013), l'agent de *Data Crawler* est ainsi, pour son concepteur et ses implémenteurs, une manière de donner consistance à ce fameux « rêve d'une sérendipité systématisée ». Un peu à la manière dont les codes-barres 2D de Franck Cochoy (2011c) doivent susciter la curiosité des consommateurs, cet agent doit encourager une certaine disposition à la sérendipité chez ceux qui l'utilisent. Afin de mieux comprendre comment ce dernier peut produire ce que nous appellerons, à la suite de Jacques Perriault (2000) et de Russell Beale (2007), des effets sérendip, nous proposons de présenter plus en détail ce qu'est la sérendipité.

II.3.1. Produire des effets sérendip

Susciter la trouvaille

La notion de sérendipité est un néologisme français développé à partir de la notion anglaise de *serendipity*. Ce concept a été inventé par Horace Walpole en 1754 à partir du conte d'origine persane *Voyage et aventures des trois princes de Serendip* (Andel & Bourcier, 2009). De façon commune et largement vulgarisée, la sérendipité renvoie à cette aptitude particulière qui permet de faire des découvertes inattendues, par hasard et intelligence ; par sagacité accidentelle. Par exemple, Édouard Claparède, dans ses travaux sur *La genèse de l'hypothèse* (1933), déplore de ne pouvoir faire usage du terme de trouvage pour désigner le mouvement de formation d'une hypothèse qui est directement impliqué dans la sérendipité.

¹⁴⁵ Et nous parlons bien d'économicisation et pas d'économisation dans la mesure où l'agent de *Data Crawler* doit faciliter les activités d'exploration des utilisateurs, en partie pour leur permettre de bénéficier d'une certaine économie cognitive, mais surtout pour favoriser les intérêts économiques des implémenteurs. Car l'agent de *Data Crawler* a d'abord pour fonction d'inscrire les activités d'exploration des utilisateurs dans un système de calcul économique permettant de valoriser ses services du point de vue de critères financiers propres à l'implémenteur. C'est du moins tout l'enjeu que recouvre, pour Ghislain, la conception de son agent : il doit lui permettre de réussir cette economicisation.

C'est d'ailleurs pourquoi certains comprennent cette dernière comme un processus permettant de faire des trouvailles (Andel & Bourcier, 2009). Plus exactement, comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, Robert K. Merton et Elinor G. Barber (2004) proposent de définir la sérendipité comme un processus articulant trois états fondamentaux. Le premier est celui de la surprise, c'est-à-dire de « l'observation inattendue ». À un moment donné, un élément environnant vient surprendre le chercheur et captiver son attention. Le second état est celui où « l'inconsistance apparente provoque la curiosité ». Si la surprise réussit à attacher assez solidement le chercheur étonné et l'élément fortuit, vient alors le moment heuristique de l'observation plus approfondie. Le troisième état est celui de l'intérêt, c'est-à-dire du moment où le chercheur va « donner un sens au donné ». Si la relation entre le sujet curieux et l'élément surprenant a pris suffisamment, une transformation peut s'opérer afin de produire un attachement consolidé qui devient intéressant.

Un dispositif qui a pour fonction de produire des effets sérendip peut donc être défini comme un objet technique qui vise à performer les trois états exposés en amont. Notons que, dans une certaine mesure, la publicité traditionnelle peut généralement être comprise comme un de ces dispositifs puisqu'elle repose traditionnellement sur le modèle Attention-Intérêt-Désir-Action (AIDA ; Strong, 1925) qui consiste à capter l'attention du consommateur de façon à susciter son intérêt, puis son désir d'obtenir le bien de manière à le conduire, à terme, à l'acheter. Il nous semble cependant qu'un dispositif destiné à produire des effets sérendip se distingue des formes de publicité traditionnelles dans le sens où il a pour fonction principale de faire passer l'utilisateur par une étape d'exploration. Or, cette phase d'exploration n'est pas systématiquement présente dans les scripts dont sont porteurs les types de publicité les plus classiques. Par exemple, la réclame repose sur le modèle AIDA, mais n'a pas tellement pour finalité de favoriser l'exploration de l'utilisateur. Elle vise plutôt, à la manière du behaviorisme orthodoxe, une forme de conditionnement par la répétition du message qui n'implique pas vraiment la curiosité de ceux à qui elle est destinée.

II.3.2. Une disposition physique

Favoriser l'exploration

L'agent de recommandation de *Data Crawler* est un dispositif publicitaire bien différent de la réclame puisqu'il a clairement pour objectif de favoriser l'exploration des catalogues en

ligne à l'intérieur desquels il est implémenté. Du point de vue des e-commerçants qui l'utilisent, il doit jouer le rôle d'une affordance (Gibson, 1966) qui a pour fonction de favoriser la découverte et la comparaison des références disponibles sur leur catalogue en ligne. Pour bien comprendre cela, il est d'abord nécessaire de saisir la forme générale des sites des différents clients de *Data Crawler*. Ces derniers sont systématiquement conçus autour de quatre espaces marchands (cf. figures 73, 74, 75 et 76).

Le premier est celui des pages d'accueil qui sont associées à l'adresse URL du site.

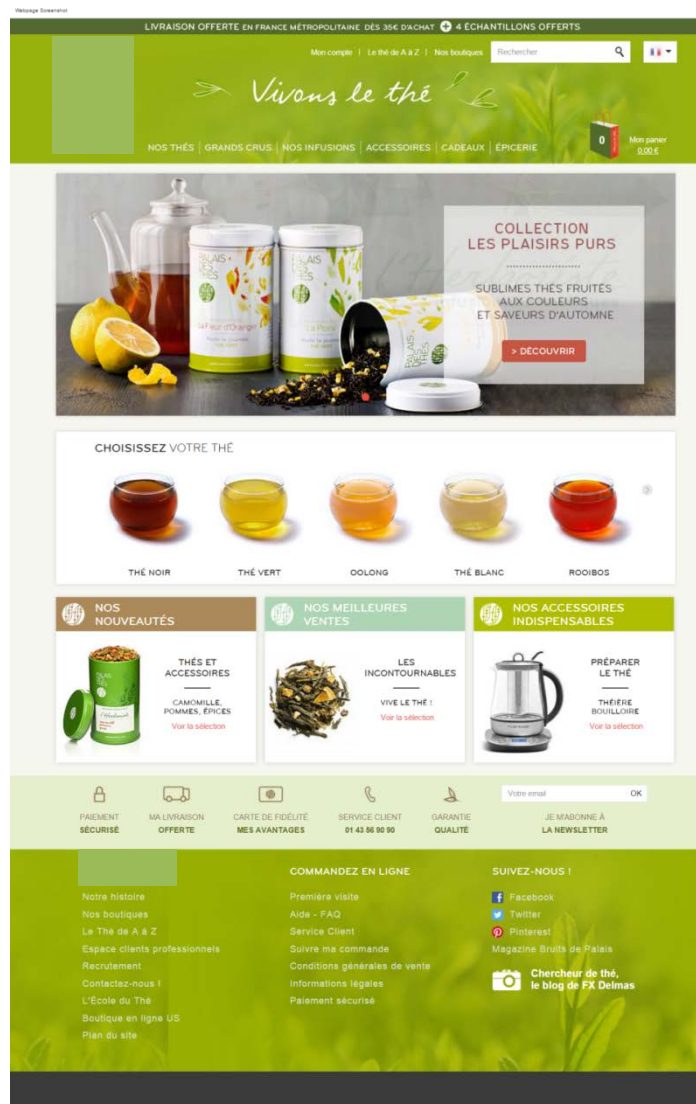


Figure 73. Exemple de page d'accueil

Le second est celui des listes de produits qui constituent les résultats des requêtes réalisées par les utilisateurs à travers les mots-clés ou les clics qu'ils effectuent sur les différentes rubriques composant le menu du site.

The screenshot shows a website interface for tea products. At the top, there's a navigation bar with the text "LIVRAISON OFFERTE EN FRANCE MÉTROPOLITAINE - DÈS 35€ D'ACHAT + 4 ÉCHANTILLONS OFFERTS". Below this is a search bar and a "Mon compte" link. The main header features the slogan "Vivons le thé" in a cursive font. A secondary navigation bar lists categories: "NOS THÉS", "GRANDS CRUS", "NOS INFUSIONS", "ACCESSOIRES", "CADEAUX", and "ÉPICERIE".

The main content area is titled "Nos thés" and includes a filter bar with options for "TYPE DE THÉ", "PAYS D'ORIGINE", "PARFUM", "BIENFAIT", and "CONDITIONNEMENT". Below the filters, it states "Résultats : 407 produits". The products are displayed in a grid. Each product card includes a small image of the tea packaging, a title, a price (normal and special), a brief description, and a green "ACHAT EXPRESS" button. For example, one product is "OFFRE SPÉCIALE 'S'INITIER AU THÉ' - THÉS D'ORIGINE" with a normal price of 54,00 € and a special price of 49,00 €. Another is "THÉ DU HAMMAM BLACK LEAF" priced at 9,00 €.

At the bottom of the page, there's a footer with icons for "PAIEMENT SÉCURISÉ", "MA LIVRAISON OFFERTE", "CARTE DE FIDÉLITÉ MES AVANTAGES", "SERVICE CLIENT 01 43 56 90 90", and "GARANTIE QUALITÉ". There's also a "JE M'ABONNE À LA NEWSLETTER" button. The footer contains a "COMMANDEZ EN LIGNE" section with links like "Première visite", "Aide - FAQ", "Service Client", "Suivre ma commande", "Conditions générales de vente", "Informations légales", and " Paiement sécurisé". To the right, there's a "SUIVEZ-NOUS !" section with social media icons for Facebook, Twitter, and Pinterest, and a link to "Magazine Bruits de Palais". At the bottom right, there's a logo for "Chercheur de thé, le blog de FX Delmas".

Figure 74. Exemple de liste de produits

Le troisième est celui des fiches de produits qui permettent de présenter les différentes propriétés quantitatives et qualitatives des biens de consommation consultés.

Message Tawaramine

LIVRAISON OFFERTE EN FRANCE METROPOLITAINE DES 35€ D'ACHAT + 4 ÉCHANTILLONS OFFERTS

Mon compte | Le thé de A à Z | Nos boutiques | Recherche

Vivons le thé

NOS THÉS | GRANDS CRUS | NOS INFUSIONS | ACCESSOIRES | CADEAUX | ÉPICERIE

0 Mon panier 0,00 €

Les thés primeurs

- Japon, primeurs 2015
- Chine, primeurs 2015
- Darjeeling, été 2015
- Népal, été 2015
- Darjeeling, printemps 2015
- Népal, printemps 2015

Les autres récoltes

Derniers arrivages

En savoir plus

ACTUEL : TAWARAMINE SHINCHA ICHIBANCHA 2015

TAWARAMINE SHINCHA ICHIBANCHA 2015
Thé vert primeur du Japon

REF D306SA15AM

grand cru

Thé vert primeur du Japon 2015 frais et très vif

Sélectionner le volume désiré

Pochette de 100g

Prix unitaire
48,00 €

AJOUTER AU PANIER Ajouter à ma liste d'envies

Note de dégustation | Avis | Engagement qualité

La feuille, d'une finesse et d'une fragilité remarquables, est le premier signe d'un thé d'exception. La découverte se poursuit dans la tasse, avec une liqueur d'un vert clair intense, parfumée et particulièrement équilibrée. L'attaque nous surprend par sa texture douce et onctueuse et sa longueur nous comble par son côté frais, très vif. Du grand art !

Ce Tawaramine que l'on vous présente aujourd'hui est sans conteste, l'un des plus beaux thés produits à Shizuoka. Originaire des très réputées hautes montagnes de Tawaramine, ce thé est l'oeuvre d'un fermier, Mochizuki Shoji, connu pour ses exceptionnels Shicha.

Les plantations Shizuoka sont, avec les turques et géorgiennes, les plus au nord du globe. Les conditions climatiques y sont rigoureuses, une bonne partie de l'année et, en certaines saisons, il convient de lutter contre le gel. Ce climat n'est pas étranger à la qualité des thés de cette région.

Le choix de François-Xavier Delmas :
"L'appellation Tawaramine se situe au nord de Shizuoka sur une montagne qui surplombe la rivière Abe. Ce grand cru au splendide façonnage a été produit par Monsieur Shoji, fermier très reconnu pour ses exceptionnels shicha."

Spécificités :
Origine : Japon
Couleur : vert

Feuille sèche :
Aspect : belles feuilles plées en fines aiguilles, signe d'une grande qualité
Couleurs : vert intense, feuilles brillantes
Parfums : végétal, beurré, doux vanille, nuance noisette, note manne douce (saint jacques, crustacé)

Feuille infusée (infusion) :
Parfums : végétal (algue cuite), beurré (beurre chaud), nuance douce caramel, marine (crustacé), nuance fruité

Liquore :
Couleur : vert vif clair
Texture en bouche : onctueux en attaque et fine astringence en longueur
Saveurs : sucré, umami
Aromes : végétal (doux, algue cuite), marin (crustacé, saint jacques), beurré (beurre chaud), nuance douce vanille, nuance fruité (fruit composé, fruit frais), puis se développe progressivement en bouche sur des notes plus fraîches, plus végétales crues (très herbe coupée, tige), fleur blanche (jacinthe), beurre frais
Profil aromatique et longueur en bouche : l'attaque est très douce et la longueur plus fraîche et plus vive

TEMPS D'INFUSION : 2' **DOSAGE** : 6g / 30cl **TEMPÉRATURE** : 70°C **MOMENT DE LA JOURNÉE** : Toute la journée

J'aime Une personne aime ça. Inscription pour voir ce que vos amis aiment.

Nous vous recommandons également :

<i>grand cru</i> CHINE PRE- QINGMING ANJI 88,00 €	<i>grand cru</i> LONG JING PREMIUM GRAND 58,00 €	<i>grand cru</i> CHINE PRE- QINGMING LONG 98,00 €	<i>grand cru</i> ALI SHAN GAO SHAN CHA GRAND 60,00 €	<i>grand cru</i> WEN SHAN BAO ZHONG "PREMIUM" 58,00 €
---	--	---	--	---

PAIEMENT SÉCURISÉ | MA LIVRAISON OFFERTE | CARTE DE FIDÉLITÉ MES AVANTAGES | SERVICE CLIENT 01 43 56 90 90 | GARANTIE QUALITÉ | JE M'ABONNE À LA NEWSLETTER

COMMANDEZ EN LIGNE

- Notre histoire
- Nos boutiques
- Le Thé de A à Z
- Espace clients professionnels
- Recrutement
- Contactez-nous !
- L'École du Thé
- Boutique en ligne US
- Plan du site

SUIVEZ-NOUS !

- Facebook
- Twitter
- Pinterest
- Magazine Bruits de Palais
- Chercheur de thé, le blog de FX Delmas

http://www.palaisteas.com/Tawaramine-shincha-ichibancha-2015.html?sr=csr-08-2015-10-31-11-09P4200 (Paris, Népal, Primeur 2015)

Figure 75. Exemple de fiche d'un produit

Le quatrième est celui du panier et de la contractualisation. Il rassemble l'ensemble des pages permettant aux utilisateurs de payer et de finaliser leur commande.

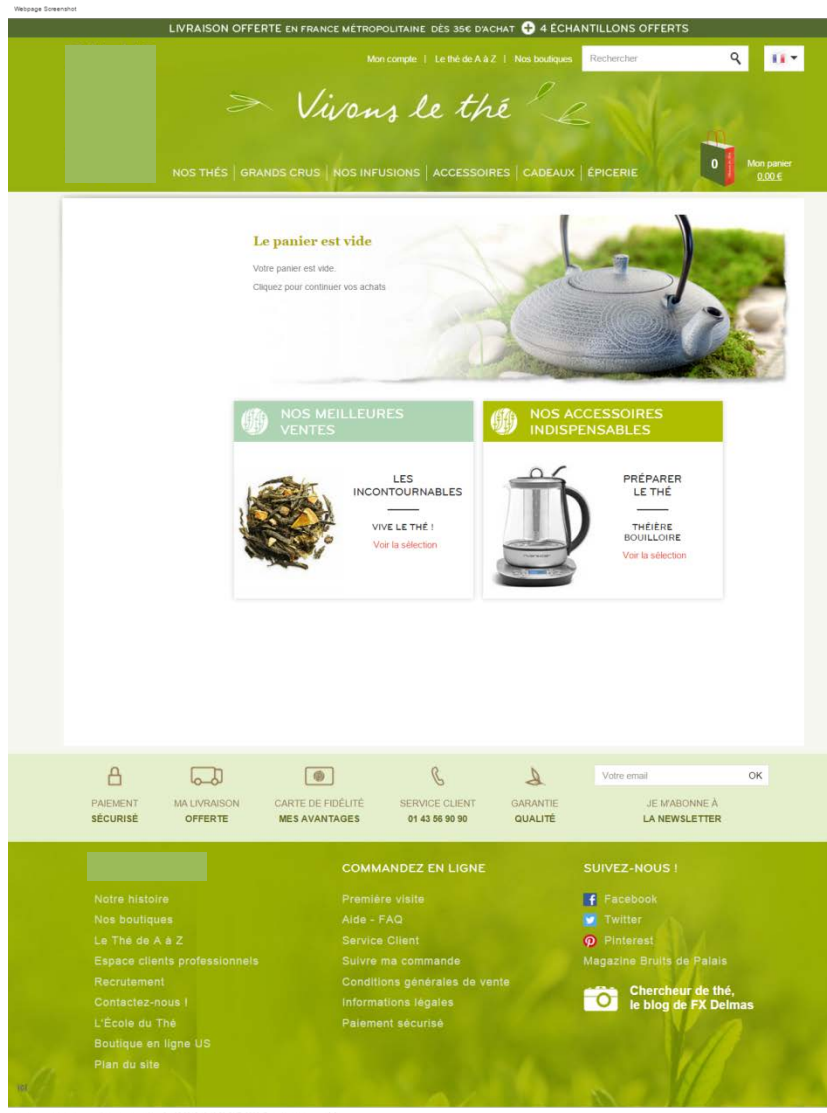


Figure 76. Exemple de page panier

Ainsi, sur l'ensemble des sites des différents clients de *Data Crawler*, l'agent de recommandation est situé au niveau de l'espace des fiches de produits (cf. figure 75). Du point de vue des représentations que Ghislain et ses clients se font de la manière dont les utilisateurs mobilisent un site d'e-commerce, cette position est particulièrement importante puisqu'elle confère aux recommandations le statut d'information à découvrir. Explicitons ce point.

Pour Ghislain et ses clients, les activités de navigation des utilisateurs impliquent une phase de formulation d'un besoin d'information à travers un ou plusieurs mots-clés, ou encore, un ou plusieurs clics réalisés sur les rubriques composant le menu du site. Par

exemple, en tapant dans le moteur de recherche d'un site de vente de vêtements le mot-clé « Pantalon », l'utilisateur formule le besoin de s'informer sur les pantalons qui sont disponibles dans le catalogue. Une liste de produits lui est alors proposée. Si le moteur de recherche est assez standard, cette liste comporte différents pantalons. L'utilisateur est de ce fait conduit à explorer ces résultats de façon à évaluer leur pertinence. Si ces résultats ne lui conviennent pas, il peut être amené à reformuler sa requête à travers, par exemple, un ou plusieurs autres mots-clés (e.g., « Jean Levi's 501 »). Sinon, il peut également quitter le site. *A contrario*, si un des produits présents dans la liste lui apparaît pertinent, l'utilisateur peut être conduit à le sélectionner en cliquant dessus. De ce fait, il se retrouve face à un ensemble d'informations présentant les propriétés du produit consulté, mais aussi, par le biais des recommandations de l'agent de *Data Crawler*, à un ensemble de produits qui n'ont pas fait l'objet d'une requête préalable au sens strict du terme. Du point de vue de son parcours de navigation et en cliquant sur un pantalon particulier, l'utilisateur indique en effet qu'il souhaite, soit se renseigner sur ce pantalon et pas un autre, soit, dans le cas où il connaît déjà le site, découvrir les recommandations suggérées par l'agent. Aussi, selon Ghislain et ses clients, que cela soit ou non la conséquence d'une volonté particulière, les recommandations réalisées par l'agent de *Data Crawler* doivent amener les utilisateurs à découvrir des produits qui n'ont pas fait l'objet d'une requête explicite.

Étant donné que ces recommandations sont systématiquement des liens hypertextes qui permettent d'accéder aux fiches de produits leurs correspondant, elles doivent favoriser l'exploration du site par ces mêmes utilisateurs. Elles doivent plus exactement leur permettre d'éviter de retourner sur l'espace des listes de produits à travers la formalisation d'une nouvelle recherche par mots-clés, par rubriques, ou alors, par le biais d'un simple retour en arrière. C'est précisément en ce sens que, pour Ghislain et ses clients, l'agent de *Data Crawler* est susceptible de susciter chez ses utilisateurs une certaine disposition à la sérendipité : il doit les amener à découvrir des produits tout en leur offrant la possibilité de les comparer et de les explorer plus en détail par le biais d'un simple clic. De part son positionnement physique, l'agent de *Data Crawler* doit ainsi conduire ceux qui l'utilisent à articuler de manière successive les deux états que sont la surprise et la curiosité qui sont au cœur de ce que nous avons appelé en amont les effets sérendip. La figure 77 montre en ce sens comment la présence de l'agent de *Data Crawler* sur un site d'e-commerce renvoie à un type de scénario de navigation bien différent de celui qui correspond à un site qui n'en comporte pas.

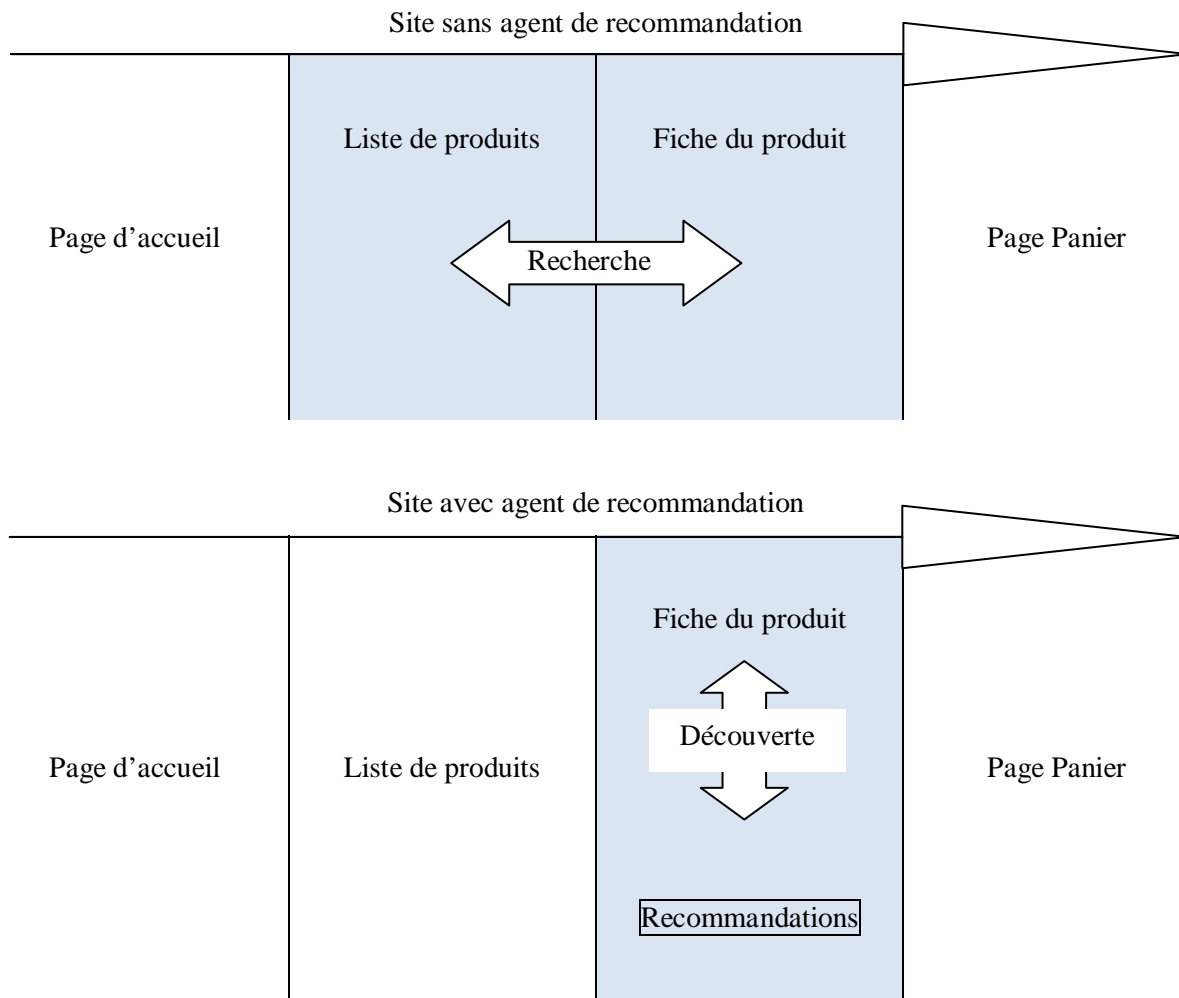


Figure 77. Scénarii types de navigation sans et avec agent de recommandation

La figure 77 expose ainsi comment, de façon idéal-typique, en absence d'agent de recommandation, le site implique une navigation qui repose principalement sur les besoins d'information que peuvent formuler les utilisateurs à travers différents mots-clés et/ou sélections de rubriques. Les interactions entre les pages visitées s'effectuent surtout à l'intérieur des espaces des listes de produits, des fiches de produits et se font essentiellement par le biais d'une activité de recherche d'information. En présence de l'agent de recommandation, le scénario type est différent dans la mesure où ce dernier doit autoriser un moindre engagement cognitif de la part de ceux qui l'utilisent. La navigation ne repose plus essentiellement sur les besoins d'information des utilisateurs puisque l'agent de recommandation a principalement pour fonction de les prédire. De telle sorte que, toujours de manière idéal-typique, si l'agent de recommandation réalise correctement son travail, les interactions entre les pages visitées s'effectuent essentiellement à l'intérieur de l'espace des

fiches de produits. Par conséquent, en référence à ce que nous avons dit plus haut, ces interactions ne se font plus tellement à travers une activité de recherche d'information, mais par le biais d'une activité que l'on pourrait qualifier de découverte d'information. En positionnant l'agent de recommandation de *Data Crawler* au niveau de l'espace des fiches de produits, Ghislain et ses clients programment de faciliter l'exploration du site en allégeant la charge cognitive engagée par les utilisateurs pour découvrir et comparer les produits du catalogue.

II.3.3. Des données d'observation

Tracer les parcours de navigation

Néanmoins, le positionnement physique de l'agent de recommandation ne peut pas assurer, à lui seul, la production réussie des effets sérendip. Bien que ces derniers recouvrent une dimension physique qu'il ne faut pas négliger, ils renvoient également à une dimension cognitive qui est tout aussi centrale et dont ont bien conscience Ghislain et ses clients. Pour eux, l'agent de recommandation de *Data Crawler* ne doit pas simplement favoriser, de par son positionnement physique, la découverte, la comparaison et l'exploration des produits disponibles dans le catalogue. Il doit également être assez intelligent pour pouvoir recommander à chaque utilisateur des offres susceptibles de les intéresser. À la manière dont la découverte scientifique doit, selon Robert K. Merton et Elinor G. Barber (2004), permettre au chercheur de faire avancer ses théories, la découverte de recommandation doit, selon Ghislain et ses clients, permettre à l'utilisateur d'avancer dans sa quête marchande. C'est d'ailleurs ici que se trouve tout l'enjeu du double rôle que doivent jouer les agents de recommandation : susciter la surprise et la curiosité du client pour mieux l'intéresser économiquement, c'est-à-dire l'enrôler dans le processus d'achat (Häubl & Murray, 2006).

Un peu à la manière de l'agent de recommandation que nous avons imaginé dans le chapitre 4, l'agent de *Data Crawler* doit donc commencer par observer les utilisateurs afin de pouvoir prédire leurs besoins d'information. À l'instar d'un vendeur en boutique ou d'un télé-conseiller (Kessous, Mallard & Mounier, 2005), il doit ainsi réaliser une phase de découverte du client en essayant de déterminer les objectifs de sa visite à partir des différentes informations dont il dispose à son sujet. Cette observation est fondamentale puisque c'est à travers elle que l'agent doit inférer automatiquement les motivations des utilisateurs de façon

à pouvoir les orienter et les enrôler dans le processus d'achat. Toujours en référence à notre chapitre 4, nous pourrions dire que les besoins d'informations des utilisateurs constituent de cette façon la connaissance de l'oracle que doit découvrir l'agent de *Data Crawler*. Aussi, afin de l'aider dans cette tâche, Ghislain et ses clients lui permettent d'accéder à différents types de données qui renseignent des évènements, c'est-à-dire des clics souris réalisés par des visiteurs sur les sites considérés (cf. tableau 18). Chaque évènement est défini par un nombre de variables plus ou moins importants selon les sites visités. D'une manière générale, ces variables, qui correspondent à ce que nous avons précédemment appelé des données psychologiques et environnementales (cf. chapitre 4), peuvent être exposées de la façon suivante.

Tableau 18. Présentation des principales variables permettant de caractériser un évènement

Variables renseignant les actions			
N°	Type	Étiquette	Définition
1	Structurée	fields.arg_action_name	Nom de la catégorie du produit observé
2	Structurée	timestamp	Date et heure de l'évènement
3	Structurée	fields.arg_h	Heure à laquelle l'évènement est réalisé
4	Structurée	fields.arg_m	Minute à laquelle l'évènement est réalisé
5	Structurée	fields.arg_s	Seconde à laquelle l'évènement est réalisé
6	Structurée	fields.arg_url	Adresse de la page visitée
7	Structurée	fields.arg_urlref	Adresse de la page précédente à la page visitée
8	Structurée	fields.page_type	Type de page visitée lors de l'évènement
9	Structurée	fields.nb_visit	Nombre total de visites réalisées par l'utilisateur sur le site considéré
10	Structurée	fields.arg_ec_items_productInCart	Identité du produit mis dans le panier de l'utilisateur
Variables renseignant les utilisateurs			
11	Structurée	fields.arg_cookie	Précise si l'utilisateur est suivi par un fichier témoin ou non
12	Structurée	fields.arg_idClient	Adresse IP de l'utilisateur

13	Structurée	fields.arg_navigator	Type de navigateur utilisé par l'utilisateur
14	Structurée	fields.arg_os	Type de système d'exploitation utilisé par l'utilisateur
15	Structurée	fields.arg_res	Résolution de l'écran du terminal utilisé par l'utilisateur
16	Structurée	fields.geoip.city_name	Nom de la ville où se situe l'utilisateur lors de l'évènement
17	Structurée	fields.geoip.continent_code	Nom du continent où se situe l'utilisateur lors de l'évènement
18	Structurée	fields.geoip.country_name	Nom du pays où se situe l'utilisateur lors de l'évènement
19	Structurée	fields.geoip.ip	Numéro de géolocalisation de l'utilisateur lors de l'évènement
20	Structurée	fields.geoip.ip.latitude	Latitude où se situe l'utilisateur lors de l'évènement
21	Structurée	fields.geoip.ip.longitude	Longitude où se situe l'utilisateur lors de l'évènement
22	Structurée	fields.geoip.ip.postal_code	Code postal du lieu où se situe l'utilisateur lors de l'évènement
23	Structurée	fields.geoip.ip.region_name	Code du département où se situe l'utilisateur lors de l'évènement
Variables renseignant le site			
24	Structurée	fields.arg_idsite	Identité du site visité
25	Structurée	fields.client_name_id	Nom du site visité
Variables renseignant les produits			
26	Structurée	fields.productView._version	Identité du produit consulté par l'utilisateur
27	Structurée	fields.productView.price	Prix du produit consulté par l'utilisateur
28	Non structurée	fields.productView.pub_description	Description du produit consulté par l'utilisateur
29	Non structurée	fields.productView.pub_photo	Photo du produit consulté par l'utilisateur
Variables renseignant les recommandations			
30	Structurée	fields.arg_pigReco	Précise si l'utilisateur a cliqué ou non sur une des recommandations proposées

31	Structurée	<code>fields.arg_reco_id</code>	Identité du produit recommandé et cliqué par l'utilisateur
32	Structurée	<code>fields.arg_reco_position</code>	Position de la recommandation cliquée par l'utilisateur
33	Structurée	<code>fields.arg_reco_price</code>	Prix de la recommandation cliquée par l'utilisateur

La liste que nous proposons ci-dessus n'est toutefois pas exhaustive. L'agent de recommandation de *Data Crawler* mobilise d'autres variables que nous n'avons pas évoquées pour deux raisons principales. La première est que certaines de ces variables sont redondantes. Elles ne détiennent donc qu'une faible plus-value informationnelle. Nous avons de ce fait jugé qu'il n'était pas important de les exposer dans le tableau 18. Néanmoins, nous souhaitons souligner que ces variables sont importantes pour l'agent de *Data Crawler* dans la mesure où elles peuvent permettre de renseigner une valeur manquante. Par exemple, les trois variables `fields.geoup.country_name`, `fields.geoup.country_code2` et `fields.geoup.country_code3` renseignent systématiquement le nom du pays où se situe l'utilisateur durant l'évènement. Même si la valeur de la variable `fields.geoup.country_name` n'est pas indiquée pour diverses raisons, l'agent de recommandation de *Data Crawler* peut de cette manière avoir accès à cette information à partir des variables `fields.geoup.country_code2` et `fields.geoup.country_code3`. La deuxième raison est que Ghislain lui-même n'a pas pu nous préciser la définition de certaines étiquettes. Or, les variables correspondant à ces étiquettes peuvent avoir une importance non négligeable du point de vue de la performance de son agent. Dans le sens de ce que nous avons dit dans le chapitre 5, ce point permet de souligner une nouvelle fois le caractère parfois très froid de la conception d'un agent de calcul : peu importe ce à quoi réfère une donnée tant qu'elle permet d'améliorer le modèle de prédiction. Pour Ghislain, la compréhension des phénomènes observés par son agent n'est en effet que secondaire. Ce qui importe, c'est que cet agent soit performant du point de vue des critères qu'il doit optimiser et dont nous reparlerons un peu après. À titre informatif, ces variables non définies sont par exemple : `fields.arg_cvar`, `fields.arg_cvar-pks`, `fields.arg_ag` ou `fields.arg_dir`. Il existe un peu plus d'une dizaine d'étiquettes de ce genre.

En outre, les variables présentées ci-dessus sont dites brutes dans le sens où elles sont recueillies telles quelles. Or, d'après Ghislain, l'agent de recommandation de *Data Crawler* mobilise de nombreuses variables synthétiques (*cf.* chapitre 5). Par exemple, le temps de

consultation de chaque page visité est calculé à partir d'un *delta* consistant à soustraire les heures, les minutes et les secondes correspondant à un évènement $t+1$ à celles correspondant à un évènement t . Dans le sens de ce que nous avons dit dans le chapitre 5, bien que ce *delta* de temps soit extrêmement simple, son importance n'en reste pas moins considérable du point de vue de l'agent de *Data Crawler* puisque c'est lui qui lui permet de déterminer le niveau d'attention accordé par les utilisateurs aux différents produits consultés (recommandations y comprises). De même, un *delta* de performance économique des recommandations est par exemple calculé à partir du prix de la recommandation cliquée par l'utilisateur et du prix du produit préalablement consulté. Selon Ghislain, son agent mobilise plusieurs dizaines de variables synthétiques qui lui permettent de mieux comprendre les comportements des utilisateurs, et donc, de mieux prédire leurs préférences. Nous n'avons cependant pas pu accéder à ces différentes variables qui sont exclusivement inscrites dans le programme informatique de l'agent de *Data Crawler*.

II.3.4. Une architecture cognitive

Favoriser l'intérêt

Il n'en reste pas moins que c'est à partir de ces différentes variables brutes et synthétiques que l'agent de *Data Crawler* doit prédire les besoins d'information des utilisateurs. Pour ce faire, Ghislain l'a doté d'une architecture cognitive particulière qui doit lui permettre, en fonction de ses observations, de recommander aux utilisateurs des produits susceptibles de les intéresser. Cette architecture cognitive repose sur l'articulation de cinq modules de recommandation qui sont contrôlés par un module d'apprentissage. Chaque module de recommandation recouvre une conception plus ou moins originale qui renvoie systématiquement à des hypothèses particulières que Ghislain et ses clients font vis-à-vis des comportements de navigation et des appétences des utilisateurs.

II.3.4.1. Modules fondé sur le contenu et collaboratif

Deux algorithmes très classiques

Le premier module de recommandation est un algorithme de filtrage fondé sur le contenu. Comme nous l'avons vu en amont, il repose sur le principe de la corrélation *item-to-item*, et

donc, sur l'hypothèse que si l'utilisateur X aime le produit A et que A ressemble au produit B, alors X aime B. Notons qu'à la différence du système *Letizia* présenté plus haut, ce module n'est pas dynamique. Il mobilise essentiellement les variables renseignant les produits que nous avons présentées dans le tableau 18. Ces dernières lui permettent de constituer une matrice du type Informations-Produits et de comparer ainsi le produit consulté par l'utilisateur à ceux disponibles dans le catalogue. Selon des mécanismes similaires à ceux que nous avons exposés précédemment (*cf.* section II.2.1), ce module de filtrage fondé sur le contenu peut de cette manière recommander aux utilisateurs les produits qui ressemblent le plus à ceux qui sont en train d'être visionnés.

Le deuxième module de recommandation est un système de filtrage collaboratif. Il est basé sur le principe de la corrélation *user-to-user*. Nous avons vu précédemment que cet algorithme est conçu à partir de l'hypothèse que si les utilisateurs U, V, W, Y et Z ressemblent à X et que U, V, W, Y et Z aiment le produit A, alors X aime A. Pour fonctionner, ce deuxième module utilise principalement les données renseignant les utilisateurs, leurs actions et, dans une moindre mesure, celles renseignant les produits (il s'agit essentiellement de l'identité des produits). Un peu comme dans le cas du système *WebMate*, les données renseignant les utilisateurs et leurs actions sont mobilisées afin de pouvoir réaliser et comparer leurs profils de navigation. Les données renseignant les produits permettent de dégager les biens qui intéressent chaque utilisateur. Autrement dit, c'est à partir de ces différentes variables que l'algorithme peut instituer une matrice de type Produits-Utilisateurs qui lui permet de déterminer les préférences des utilisateurs en fonction de leur profil de navigation (*cf.* section II.2.2).

II.3.4.2. Module de similarité fondée sur la rareté

Pour une singulière similarité

Le troisième module de recommandation est un algorithme dit de similarité basée sur la rareté. Cet algorithme est une forme dérivée du filtrage fondé sur le contenu puisqu'il fonctionne principalement à partir de l'analyse des descriptions et des images des produits vendus par l'e-commerçant. L'originalité de cet algorithme est alors de repérer les unités informationnelles qui sont à la fois les plus pertinentes et les plus spécifiques vis-à-vis d'un même produit. Cet algorithme a plus exactement pour fonction de :

- rechercher dans chaque description de produit les termes qui sont marqués comme pertinents (i.e., qui sont soulignés, en majuscule, en gras et/ou en italique) et qui sont dotés d'une faible récurrence comparativement aux autres fiches de produits (e.g., dans le cas d'un site de vente de vélo de route français, le terme « rétropédalage ») ;
- rechercher dans chaque photographie de produit les éléments visuels rares qui permettent de singulariser ce produit comparativement aux autres (e.g., dans le cas d'une série de vélos de route, une selle en cuir marron foncé avec rivets chromés).

Le fonctionnement de cet algorithme de similarité fondée sur la rareté peut être présenté en deux grandes étapes. La première consiste à dresser une matrice Informations-Produits qui favorise les termes à la fois importants, peu fréquents ainsi que les éléments visuels rares qui composent respectivement le descriptif et la photographie du produit. Chaque terme et chaque élément visuel qui définissent un produit et qui sont repérés comme importants sont ensuite associés à un indice de rareté. Il en découle une matrice Informations-Produits qui peut être qualifiée de fondée sur la rareté. Cette matrice peut être présentée à l'aide du tableau 19.

Tableau 19. Exemple de matrice Informations-Produits fondée sur la rareté

	$I1_{(r=1)*}$	$I2_{(r=3)}$	$I3_{(r=1)}$	$I4_{(r=2)}$	$I5_{(r=3)}$	$I6_{(r=4)}$	$I7_{(r=4)}$	$I8_{(r=1)}$	$I9_{(r=4)}$
P1	1	1	1	0	1	0	0	1	0
P2	0	1	0	1	1	0	0	0	0
P3	1	0	1	1	0	1	1	1	1
P4	1	0	1	1	0	0	1	1	0
P5	1	0	1	1	0	1	0	1	0
P6	1	1	1	0	1	0	1	1	1
Etc.									

* r correspond à l'indice de rareté de chaque information I_i . Il est ici calculé en fonction de la fréquence de l'absence de l'information du point de vue des caractéristiques des différents produits du catalogue (cf. le nombre de 0 par colonne).

À partir de ce type de matrice Informations-Produits fondée sur la rareté, il est possible d'effectuer la deuxième étape qui consiste à calculer un indice de similarité qui considère avec une attention particulière les propriétés qui singularisent chaque produit. Nous ne connaissons pas la manière dont l'agent de *Data Crawler* évalue précisément la similarité et la rareté d'un produit. Nous savons cependant qu'il existe de nombreuses manières de calculer un indice de similarité fondée sur la rareté. La formule suivante en est un bon exemple puisqu'elle repose principalement sur le Dice dont nous avons parlé en amont.

$$Dice(Rareté) = \frac{\sum_{r=1}^n (Dice\ r)(r)}{\sum_{r=1}^n 1 + r}$$

Avec :

- Dice r : coefficient de Dice calculé à partir des informations comportant le même indice de rareté r.

Le coefficient de Dice fondé sur la rareté que nous proposons ci-dessus donne un indice de similarité de 0,52 entre les produits P1 et P6 et un indice de similarité de 0,5 entre les produits P1 et P2. Or, le coefficient de Dice traditionnel confère respectivement à ces deux couples de produit un indice de similarité de 0,77 et de 0,55. Comme nous pouvons le contrôler à l'aide du tableau 19, les informations permettant de singulariser le produit sont donc mieux considérées dans le premier cas. Rappelons que l'algorithme de similarité fondée sur la rareté que Ghislain a développé ne mobilise pas le coefficient de Dice basé sur la rareté que nous venons d'exposer. La formule qu'il a développée est selon lui plus complexe. Mais les fondamentaux du fonctionnement de l'algorithme de similarité fondée sur la rareté n'en restent pas moins identiques.

En outre, à la différence du système *Letizia*, ce troisième module n'est pas dynamique puisqu'il réalise ses recommandations à partir du seul produit qui est en train d'être consulté par l'utilisateur. Cela veut dire que l'algorithme de similarité fondée sur la rareté ne tient pas compte des produits préalablement cliqués par l'utilisateur durant son parcours de navigation. Sa logique peut être exposée à l'aide de la règle d'inférence suivante.

- Si l'utilisateur X clique sur un produit possédant les caractéristiques a, b et c, et que a, b et c sont rares comparativement aux autres produits, alors X aime a, b et c.

Comme dans le cas de la plupart des systèmes de filtrage basé sur le contenu, cet algorithme mobilise principalement les variables renseignant les produits. Sans ces dernières, l'algorithme ne pourrait effectivement pas dégager les caractéristiques permettant de les singulariser. Or, ce sont à partir de ces singularités que ce module peut recommander aux utilisateurs d'autres biens similaires en se fondant sur leur rareté. Rappelons néanmoins qu'une attention toute particulière est ici accordée aux données non structurées que sont le descriptif et la photographie du produit.

II.3.4.3. Module de personnalisation

De la rareté à la redondance

Le quatrième module de recommandation est un algorithme dit de personnalisation. Cet algorithme ressemble à celui de similarité fondée sur la rareté puisqu'il fonctionne également à partir d'une analyse des contenus des descriptions et des images des produits. Cependant, ici, la singularité du produit a moins d'importance que la récurrence des actions des utilisateurs. Encore une fois, nous ne connaissons pas les détails de cet algorithme. Nous savons toutefois qu'il est possible de présenter son fonctionnement général de la même manière que l'algorithme de similarité fondée sur la rareté à la seule différence qu'ici, le « r » n'est pas celui de rareté, mais celui de redondance. Ceci veut dire que le r n'est plus calculé en fonction de la fréquence de l'absence de l'information du point de vue des caractéristiques des différents produits du catalogue. Il est défini en fonction de la fréquence de la présence de l'information du point de vue des caractéristiques des différents produits préalablement consultés par l'utilisateur. Le coefficient de Dice que nous avons proposé en amont n'est donc plus, ici, basé sur la rareté – Dice(Rareté) – mais sur la redondance – Dice(Redondance). La formule reste quant à elle identique. Soulignons une nouvelle fois que cette dernière n'est pas celle développée par Ghislain. Elle permet simplement d'illustrer la logique générale de ce quatrième module.

C'est donc selon un système de filtrage visant à avantager la redondance des informations du point de vue des produits consultés par l'utilisateur que l'algorithme de personnalisation va chercher à lui suggérer, en temps réel, des produits susceptibles de l'intéresser. Plus concrètement, dans le cas d'un site de vente de vélos de route, si un utilisateur clique plusieurs fois sur des vélos homme de couleur noir, l'algorithme de personnalisation va

prédire que cet utilisateur s'intéresse aux vélos homme de couleur noir même si ces deux caractéristiques ne sont pas rares comparativement aux autres produits disponibles. Cette logique peut être présentée à travers la règle d'inférence suivante.

- Si l'utilisateur X a cliqué plusieurs fois sur un produit possédant les caractéristiques a, b et c et que a, b et c sont récurrentes du point de vue des produits préalablement cliqués, alors X recherche un produit possédant a, b et c.

Compte tenu de son caractère dynamique, l'algorithme de personnalisation utilise principalement les variables renseignant les actions et celles renseignant les produits. La combinaison de ces deux variables permet en effet à ce quatrième module de déterminer le niveau de redondance informationnelle de chaque terme ou élément visuel qui caractérise le produit. Notons que les données renseignant les actions permettent ainsi de diminuer ou d'augmenter le poids de cette redondance informationnelle en fonction, par exemple, de sa proximité temporelle à l'instant présent, du temps de consultation des produits et de leur statut (e.g., produit acheté ou placé dans le panier). Selon Ghislain, son algorithme de personnalisation tient compte de ces différentes variables. Ajoutons qu'ici aussi, l'accent est mis sur les variables non structurées que sont le descriptif et la photographie du produit puisqu'elles permettent de dégager les propriétés informationnelles qui définissent chaque produit du catalogue.

II.3.4.4. Module de complémentarité

Sélectionner le meilleur du différent

Le cinquième module de recommandation est un algorithme dit de complémentarité. Ce dernier est une forme hybride dérivée des algorithmes de filtrage fondé sur le contenu et de filtrage collaboratif, de l'algorithme de similarité fondée sur la rareté et de celui de personnalisation. Il consiste à retenir, en fonction de la navigation de l'utilisateur, les produits bénéficiant à la fois :

- de la plus forte prédiction du point de vue des algorithmes de filtrage collaboratif, de similarité fondée sur la rareté et de personnalisation ;
- de la plus faible prédiction du point de vue de l'algorithme de filtrage fondé sur le contenu.

Cet algorithme a ainsi pour finalité de déterminer, d'une manière générale, les produits qui ont les meilleures prédictions et qui sont les moins similaires aux produits de référence (i.e., celui consulté par l'utilisateur). Cette logique peut être exposée comme suit.

- Si l'utilisateur X clique sur le produit A ; si, en référence à A, les produits B, C, D, E et F ont les meilleurs scores de prédiction du point de vue des algorithmes de filtrage collaboratif, de similarité fondée sur la rareté et de personnalisation ; et si, toujours en référence à A, B et C ont les plus faibles scores de prédiction du point de vue de l'algorithme de filtrage fondé sur le contenu ; alors, X pourrait être intéressé par B et C.

Compte tenu de sa forme hybride, ce module traite l'ensemble des données utiles au fonctionnement des algorithmes de filtrage fondé sur le contenu, de filtrage collaboratif, de similarité fondée sur la rareté et de personnalisation (i.e., les variables renseignant les actions, celles renseignant les utilisateurs et celles renseignant les produits).

II.3.4.5. Module d'apprentissage artificiel

Pour contrôler l'hybridation

De façon analogue à l'algorithme de complémentarité, les recommandations réalisées par l'agent de *Data Crawler* font l'objet d'une hybridation des cinq modules que nous venons de présenter. Cependant, cette hybridation est, cette fois-ci, effectuée par un module d'apprentissage artificiel qui est en charge de déterminer une combinaison gagnante plus ou moins durable en fonction des trois principaux critères de performance que sont :

- le taux de conversion des visiteurs en acheteurs ;
- le nombre de clics réalisés sur les recommandations ;
- la durée de consultation de ces recommandations.

Pour ce faire, cet algorithme d'apprentissage mobilise principalement les variables renseignant les actions et celles renseignant les recommandations. De façon très schématique, il joue ainsi le rôle d'un module de contrôle qui a pour fonction d'apprendre par lui-même quelle est la combinaison d'algorithmes qui permet de constituer les couples utilisateurs/recommandations notés (x_i, y_i) qui optimisent les trois critères de performance

exposés en amont. Sur un plan purement conceptuel, ce module d'apprentissage est potentiellement capable de travailler seul et de modifier la combinaison des cinq modules présentés en amont pour l'ensemble des recommandations, en fonction des observations qu'il peut faire des comportements des utilisateurs. D'un point de vue théorique, cette adaptation peut même se faire au niveau de chaque utilisateur. Cependant, un tel niveau de personnalisation implique un très grand nombre de données. Une mise à l'épreuve systématique des différentes combinaisons possibles nécessite en effet un nombre important de tests qui ne peuvent être réalisés qu'à partir de plusieurs millions d'évènements. Or, à tout le moins dans le cas des clients de la société *Data Crawler*, les données produites par un même utilisateur sur un même site ne sont jamais de cet ordre de grandeur.

II.3.4.6. Représentation générale de l'agent

Inférer des besoins d'information

L'architecture cognitive de l'agent de recommandation de *Data Crawler* peut être représentée à partir de la figure 78.

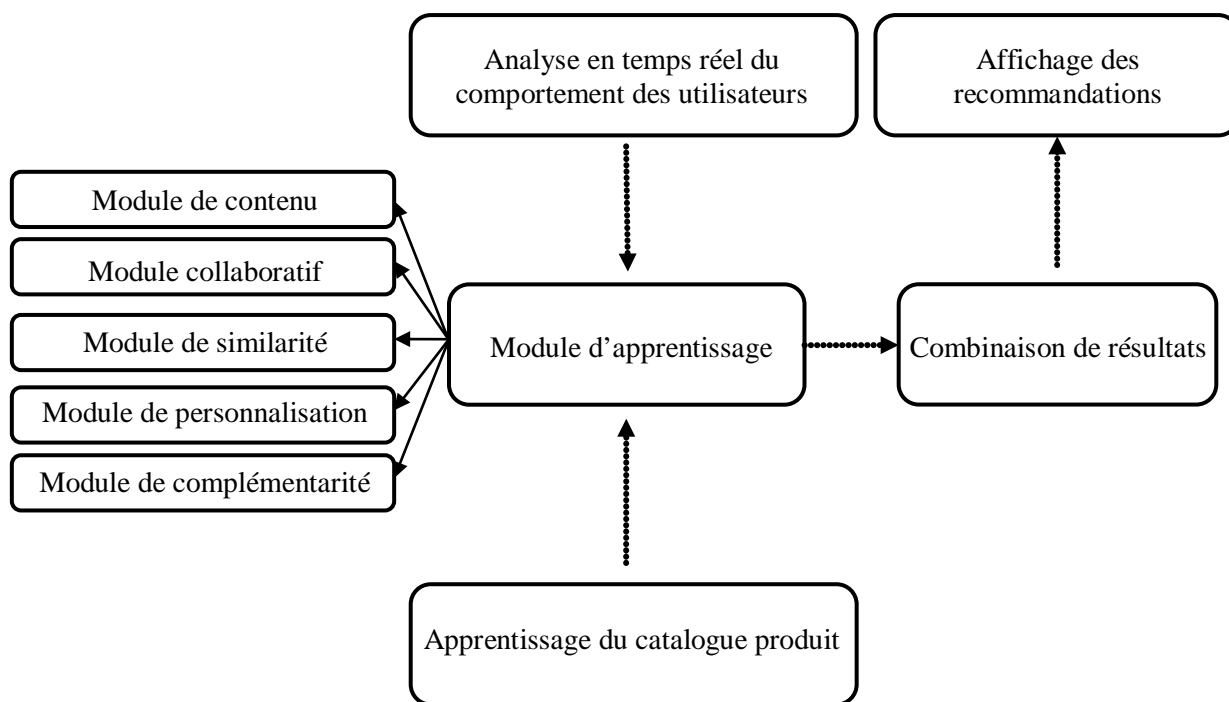


Figure 78. Architecture cognitive de l'agent de recommandation de *Data Crawler*

C'est cette architecture cognitive qui permet à l'agent de *Data Crawler* de découvrir les utilisateurs de façon à inférer leur besoin d'information et à leur proposer des offres de produits susceptibles de les intéresser. Elle joue un rôle important dans la production des effets sérendip puisque c'est elle qui est responsable de l'attachement plus ou moins réussi de l'utilisateur au produit. Si les recommandations de l'agent ne sont pas perçues comme pertinentes, l'exploration de l'utilisateur risque effectivement de prendre la forme d'un détour sans intérêt. Or, en référence à Robert K. Merton et Elinor G. Barber (2004), un détour sans intérêt ne peut pas être considéré comme une forme de sérendipité.

Transition. Un paramétrage manuel spécifique

Similarité fondée sur la rareté et *up selling*

Il est important de préciser que, d'après Ghislain, l'agent de *Data Crawler* ne fonctionne que rarement de façon totalement autonome. En fonction des résultats obtenus après une longue période d'apprentissage, les e-commerçants bénéficiant de ces services préfèrent en effet le contraindre en paramétrant manuellement une des combinaisons ayant historiquement obtenues les meilleurs résultats de façon à réduire le temps de chargement des

recommandations. Plus exactement, lors du partenariat que nous avons réalisé avec la société *Data Crawler*, la majorité de ses clients utilise une stratégie de paramétrage qui est bien particulière. Cette stratégie consistait à mettre en avant le module de similarité fondée sur la rareté et à proposer, lorsque c'était possible, des biens de gamme supérieure (i.e., plus chers) à celle du produit de référence. Cette stratégie est dite de *up selling*. D'après Ghislain, elle détiendrait à la fois les meilleurs taux d'optimisation du chiffre d'affaires de l'implémenteur, les meilleurs taux de conversion des visiteurs en acheteurs et un plus grand nombre de clics réalisés sur les recommandations. La figure 79 présente un exemple de série de recommandations réalisées à partir de cette stratégie.

Produit de référence



Article précédent | Retour au rayon | Article suivant

Lot de 20 boules de Noel ROUGE NOEL
Diam. 6 cm
Réf. : 16231

Quantité:

6,99 € 3X SANS FRAIS à partir de 10€

Couleur : Rouge
Dimensions : D 6 cm

Description | Livraison | Paiement sécurisé

Lot de 20 boules de Noel ROUGE
Ce lot sera indispensable dans votre décoration de sapin de Noel ! Vous pourrez assortir ces boules avec des guirlandes multi brins assorties !

Lot composé de :
- 12 boules brillantes
- 8 boules pailletées
- Matière Plastique
- Coloris ROUGE NOEL

Diamètre : 6 cm
Existe en différents coloris.

Imprimer | Envoyer à un(e) ami(e) | Ajouter à mes favoris

Série de recommandation 1



Five product cards are displayed, each featuring a clear plastic container of Christmas balls. Each card includes a price tag with 'x2' and an 'Ajouter au panier' button.

- Lot de 20 boules de Noel ROUGE/BLANC/ARGENT**
Diam. 6 cm
12,99 €
- Lot de 20 boules de Noel ROUGE**
Diam. 6 cm
11,99 €
- Lot de 20 boules de Noel ROUGE/ARGENT/BLANC**
Diam. 6 cm
11,99 €
- Lot de 20 boules de Noel verre OR/ROUGE/BORDEAUX**
Diam. 6 cm
12,99 €
- Lot de 20 boules de Noel ROSE/OR FONCE/ROUGE/VIOLET**
Diam. 6 cm
12,99 €

Série de recommandation 2

 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel Classique Diam. 6 cm</p> <p>12,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel OR FONCE Diam. 6 cm</p> <p>11,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel BLEU COBALT Diam. 6 cm</p> <p>11,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel FRAMBOISE Diam. 6 cm</p> <p>11,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel BLEU TOPAZE Diam. 6 cm</p> <p>11,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>
--	---	--	---	--

Série de recommandation 3

 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel OR Diam. 6 cm</p> <p>11,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel OR Diam. 6 cm</p> <p>6,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel BLANC LAINE Diam. 6 cm</p> <p>11,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel en verre BLEU JEANS Diam. 6 cm</p> <p>10,50 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel ARGENT Diam. 6 cm</p> <p>6,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>
---	--	--	---	--

Série de recommandation 4

 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel en verre BLEU COBALT Diam. 6 cm</p> <p>10,50 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel en verre EBÈNE Diam. 6 cm</p> <p>11,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel ARGENT SATIN Diam. 6 cm</p> <p>11,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel en verre ROSE POUDRE Diam. 6 cm</p> <p>11,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel ARGENT Diam. 6 cm</p> <p>10,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>
---	---	---	--	---

Série de recommandation 5

 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel VIOLET PASTEL Diam. 6 cm</p> <p>11,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel Transparents Diam. 6 cm</p> <p>11,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 20 boules de Noel en verre transparent IRISE Diam. 6 cm</p> <p>12,50 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 9 boules de Noel décorées Rouge Noel diam. 6 cm</p> <p>7,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>	 <p>x2</p> <p>Lot de 6 boules de Noel en verre Rouge Noel diam. 4 cm</p> <p>4,99 €</p> <p> Ajouter au panier</p>
--	---	---	---	--

Série de recommandation 6



Figure 79. Exemple de recommandations proposées par l'agent de *Data Crawler*

Au final, selon Ghislain, l'agent de *Data Crawler* est, pour la majorité des clients qui l'implémente, un dispositif marchand qui est doté d'une certaine pertinence. Il est utile puisque son coût reste relativement abordable et puisqu'il permet, toujours d'après Ghislain, d'augmenter le chiffre d'affaire de ses implémenteurs de 10 à 30 %. Il est également facile à utiliser parce qu'il est délivré en tant que logiciel de service (en mode *SaaS*) et que son installation se fait par le biais d'une simple ligne de code. Et il est acceptable puisque ceux qui l'implémentent peuvent directement paramétrer son fonctionnement et contrôler ses performances grâce à un petit logiciel de monitoring tout en bénéficiant des conseils de Ghislain. Tout le problème est alors de savoir ce qu'il en est du point de vue des utilisateurs. Au niveau de l'environnement d'usages, l'agent de *Data Crawler* constitue-t-il une véritable aide à la navigation ? Le programme d'action qu'il véhicule est-il véritablement utile, utilisable et acceptable du point de vue des utilisateurs ?

Nous proposons d'examiner cette question en deux temps. Dans la section suivante, nous nous attacherons à explorer la performativité de l'agent de recommandation de *Data Crawler* de façon à pointer comment ce dernier réussit à provoquer une certaine disposition à la sérendipité chez ses utilisateurs. Dans la section III, nous chercherons à mettre en question la pertinence de ces effets sérendip du point de vue des stratégies de navigation des utilisateurs.

III. Performativité de l'agent

Quels effets sérendip ?

Récapitulons. Du point de vue de son concepteur et de ses implémenteurs, l'agent de recommandation de *Data Crawler* est un dispositif d'économicisation de l'exploration des utilisateurs dans la mesure où il doit les conduire à découvrir, à comparer et à explorer les produits vendus de façon à les intéresser, et ainsi, à les enrôler dans le processus d'achat. C'est en ce sens que nous avons dit que, par le biais de sa disposition physique, des données d'observation auxquelles il accède et de l'architecture cognitive qui lui permet de les traiter, cet agent a pour fonction de performer des effets sérendip, c'est-à-dire de susciter chez ceux qui l'utilisent une articulation réussie de surprise, de curiosité et d'intérêt. Cependant, en référence à ce que nous avons affirmé dans le chapitre 1, jusqu'ici, nous ne savons rien de sa performativité concrète. Nous savons seulement comment l'agent de *Data Crawler*, en tant qu'objet technique, incorpore les représentations de son concepteur et de ses implémenteurs. C'est donc afin de mieux comprendre comment il peut empiriquement faire advenir le script dont l'agent est porteur que nous proposons, dans cette section, de répondre au questionnement suivant : quelle est la performativité de l'agent de recommandation de *Data Crawler* du point de vue de l'environnement d'usages ?

III.1. Méthodologie

Mouvements oculaires et parcours de navigation

Afin d'explorer ce questionnement, nous avons utilisé deux méthodes dites *on line* qui sont rarement mobilisées dans le domaine des sciences sociales pour des raisons que nous avons mentionnées dans la section I.

La première est celle de l'étude du mouvement oculaire et est, rappelons-le, issue de la psychologie et de l'ergonomie cognitive (Strahm, Kicka & Baccino, 2008). Cette méthode a néanmoins été quelquefois utilisée par les chercheurs en sciences sociales. Emmanuel Grimaud (2013) fait partie de ces quelques exceptions. Aussi, dans le sens de ce que nous avons dit dans la section I, si nous avons pris le risque de la mobiliser, c'est parce qu'elle constitue une manière de rendre visible la façon dont les utilisateurs interagissent avec l'agent

de *Data Crawler*. Dans l'espace numérique que compose le site à l'intérieur duquel ce dernier est implémenté, l'œil est un des principaux véhicules permettant à l'utilisateur de se déplacer. Pouvoir comprendre ce déplacement est donc d'une importance considérable pour celui qui cherche à mieux saisir, sur un plan purement pragmatique, la performativité des représentations publiques que forment les recommandations exprimées par l'agent de *Data Crawler*.

La seconde méthode est celle de l'analyse des parcours de navigation et a beaucoup été mobilisée dans le domaine des *Human Computer-Studies* (Amadiou, Bastien & Tricot, 2008). Bien que peu couramment utilisée par les chercheurs en sciences sociales (*cf.* section I.), cette méthode apparaît moins originale que celle de l'étude du mouvement oculaire. Par exemple, Thomas Beauvisage a réalisé en 2004 une thèse sur les parcours des utilisateurs du web qui a eu une certaine influence dans le champ de la sociologie des usages des TIC. Sur un plan pragmatique, l'analyse des parcours de navigation nous est ainsi apparue pertinente dans la mesure où elle constitue un complément particulièrement intéressant à l'étude du mouvement oculaire. Comme le montre la figure 80, en permettant de tracer les déplacements des utilisateurs clic par clic, elle autorise un suivi de leurs activités qui est moins localisé que la méthode de l'enregistrement du mouvement oculaire, mais qui n'en reste pas moins pertinente pour saisir la performativité de l'agent de *Data Crawler*. En effet, la méthode de l'analyse des parcours de navigation est susceptible de nous permettre de mieux saisir le pouvoir d'action de cet agent du point de vue de la manière dont les utilisateurs se déplacent, non plus au sein des pages du catalogue en ligne, mais à l'intérieur du document numérique plus général que constitue le site.

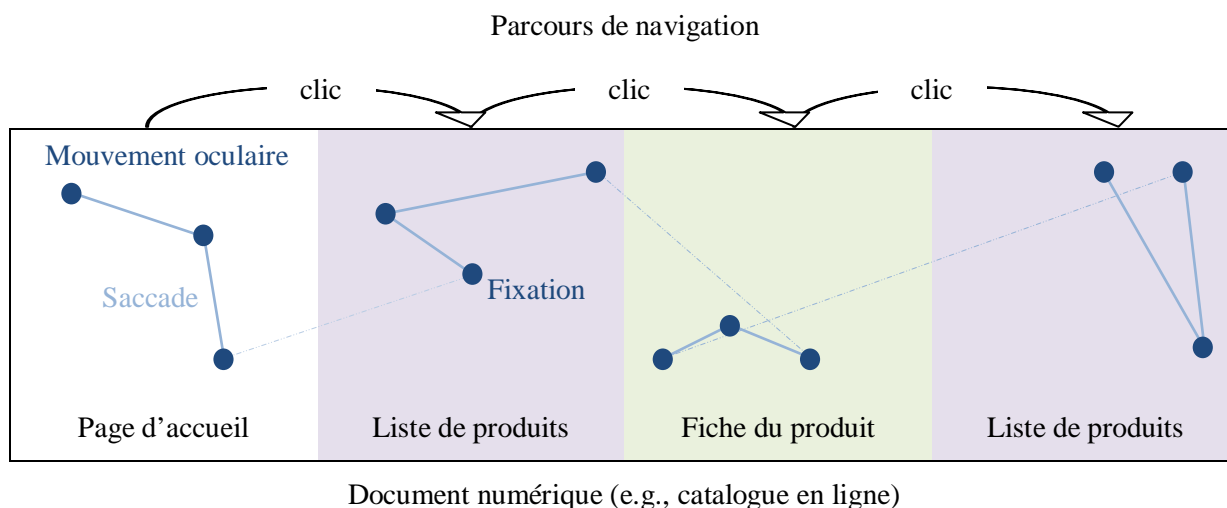


Figure 80. Parcours de navigation et mouvement oculaire

III.1.1. Observer le mouvement oculaire

38 participants

Pour réaliser l'analyse du mouvement oculaire, nous avons demandé à 38 étudiants de l'Université de Montréal d'effectuer trois expérimentations. Nous présentons les deux premières dans la section IV.2 de ce chapitre. Dans l'expérimentation 3, qui nous intéresse plus particulièrement ici, nous avons demandé à chaque participant d'effectuer deux recherches de deux produits différents sur l'un des cinq sites considérés pour l'analyse des parcours de navigation et dont nous reparlerons après¹⁴⁶. Nous avons ainsi proposé à chaque étudiant des consignes relativement simples et ouvertes. Dans le cas de la première recherche, nous leur avons demandé de trouver la meilleure paire de jumelles pour un montant maximum de 150 euros. Dans le cas de la seconde recherche, nous leur avons demandé de trouver la meilleure paire de lunettes de soleil pour un montant maximum de 150 euros. Chaque participant a bénéficié de 10 minutes maximum pour effectuer chacune de ces deux recherches¹⁴⁷. Ne disposant pas d'un oculomètre facilement déplaçable, l'ensemble des

¹⁴⁶ Notons qu'à l'instar des expérimentations 1 et 2 que nous présentons plus loin, afin de pouvoir examiner l'effet de la présence de l'agent *Data Crawler*, une de ces deux recherches était systématiquement réalisée sur une version du site non publique qui ne comportait pas cet agent. Un premier groupe de 19 participants a ainsi réalisé la première recherche sur la version du site comportant l'agent de *Data Crawler*, la deuxième sur celle qui ne le comporte pas ; et inversement pour les 19 autres participants. Toutefois, nous ne mobilisons pas, dans ces travaux, les résultats issus de cette comparaison, non pas parce qu'ils ne sont pas significatifs, mais parce qu'ils ne sont pas fondamentaux du point de vue du développement que nous soutenons ici (cf. section I.4).

¹⁴⁷ Nous leur demandions ensuite de répondre à deux questionnaires. Le premier avait pour objectif d'évaluer le

expérimentations ont été conduites en laboratoire. Nous avons par contre bien insisté pour que les participants réalisent les tâches demandées le plus naturellement possible, c'est-à-dire à la manière dont ils procèdent habituellement. Aussi, lors du recrutement des participants (soit, quelques jours avant l'expérimentation) nous leur avons demandé de répondre à un questionnaire permettant de renseigner leur profil sociocognitif (notamment le Sentiment d'Efficacité Personnel – SEP – relatif à la recherche d'information sur internet ; cf. tableaux 20 et 21 ; Bandura, 1977). Juste après l'expérimentation, nous leur avons également demandé de répondre à un questionnaire d'acceptabilité de l'agent de *Data Crawler* (cf. tableau 22 ; Pu & Chen, 2010). Nous avons alors conclu la rencontre avec un cours entretien portant plus généralement sur les représentations que les participants associaient aux usages de cet agent (cf. section V.2.1).

Tableau 20. Dispositif d'enquête relatif à l'analyse du mouvement oculaire

Étape 1	Recrutement Questionnaire 1 d'évaluation des profils sociocognitifs (cf. tableau 22)
Étape 2	Expérimentation 1 (cf. section IV.2.2) Expérimentation 2 (cf. section IV.2.3) Expérimentation 3
Étape 3	Questionnaire 6 d'acceptabilité de l'agent de recommandation de <i>Data Crawler</i> (cf. tableau 22) Entretien semi-directif sur les représentations d'usage des agents de recommandation (cf. section V.2.1)

Pour remercier chaque participant, nous leur avons offert un album MP3 du groupe *Entre Dos Aguas*¹⁴⁸. Hormis cette modeste contrepartie, aucun des participants n'a été rémunéré. Notons que sur les 38 étudiants ayant participé à cette étude, 17 sont de sexe masculin (44,7 %) et 21 sont de sexe féminin (55,3 %). La moyenne d'âge de cet échantillon est de 24,26 ans avec un écart type de 6,56 ans. L'âge médian est de 21,50 ans. Sur le plan matériel,

niveau de désorientation subjective éprouvée par chaque participant durant chaque parcours de navigation. Le second avait pour but d'évaluer le niveau de charge cognitive subjective éprouvée par ces mêmes participants et durant ces mêmes parcours. Cependant, encore une fois, nous ne souhaitons pas rendre compte plus en détail de ces questionnaires puisque nous ne mobilisons pas les résultats qui en sont issus dans les travaux que nous présentons ici. Les raisons de ce choix sont les mêmes que celles que nous présentons dans la section I.4 et dans la note de bas page précédente.

¹⁴⁸ Nous en profitons pour remercier les différents membres d'*Entre Dos Aguas* d'avoir accepté de soutenir notre enquête en nous accordant le droit de distribuer à chaque participant une de leur production musicale.

nous avons utilisé un écran *Tobii TX 300* pour effectuer l'enregistrement des mouvements oculaires. Nous avons réglé le taux d'échantillonnage à 60 hertz (i.e., un échantillon donné toute les 17 millisecondes environ). L'angle maximum entre deux fixations a, quant à lui, été réglé à 0.5 degré pour une distance à l'écran comprise entre 55 et 70 centimètres. Pour l'enregistrement des données, nous avons utilisé le logiciel *Tobii 3.2* et pour le traitement des données nous avons utilisé les logiciels *Excel* et *SPSS*.

Afin d'analyser les mouvements oculaires des 38 participants durant l'ensemble des expérimentations 1, 2 et 3, nous avons défini pour chaque fiche de produits consultée les six zones d'intérêt (*Area Of Interest ; AOI*) exposées dans la figure 81.



MON COMPTE
MON PANIER (0)
Livraison OFFERTE à partir de 30€ d'achat en France métro.

www.ACHETER-LUNETTES.com
LUNETTES DE SOLEIL
LUNETTES DE VUE
DIVERS
MASQUES ET CASQUES DE SKI

AOI f

Accueil > Observation : Jumelles... > Jumelle Pentax > Jumelles Pentax Papilio 8.5x21 - J62216

AOI a



Jumelles Pentax Papilio 8.5x21 - J62216

Pentax

Ecrire un avis

AOI b

Cette jumelle unique est dédiée à l'observation de la flore ou d'insectes grâce à sa mise au point qui descend à 50 cm. [En savoir plus](#)

149,00 €

AJOUTER AU PANIER

AOI c

Ajouter à ma liste d'envies

Une Question? mon-opticien@orange.fr






Livraison Offerte* à partir de 30€ 2 à 5 jours selon disponibilité

Délai d'échange et de rétractation de 14 jours

Par email
J'aime
Tweeter
+
Print

Vous aimerez également



Jumelles Pentax Jupiter 8x21 - J51031
45,00 €
Pentax



Jumelles Paralux Opera 3x25
26,10 €
Paralux

AOI d

29,00-€



Jumelles Paralux Fidji 7x50
39,00 €
Paralux



Jumelles Paralux Rando 8x25
69,00 €
Paralux

DESCRIPTION
COMMENTAIRES (0)

Cette jumelle unique est dédiée à l'observation de la flore ou d'insectes grâce à sa mise au point qui descend à 50 cm. Bien entendu elle pourra vous contenter pour des observations classiques. En bref, c'est le compagnon idéal pour vos randonnées et pour observer en détail les fleurs, les insectes, les oiseaux ou les papillons dans leur milieu naturel sans les perturber.

- Système optique à lentilles convergentes
- mise au point à 50 cm, unique sur le marché
- lentilles asphériques pour une netteté sur toute la surface
- prisme Bak4 haute qualité pour une meilleure transmission de la lumière et une meilleure définition
- double axe avec réglage interpupillaire
- bonne prise en main grâce à une finition caoutchouc
- bonnettes oculaires rétractables crantées
- correcteur dioptrique et molette centrale de mise au point.

AOI e

GARANTIE : 30ANS

Grossissement 8.5 x
Objectif 21 mm
Champ à 1000m 105 m
Mise au point minimum 0.50 m
Pupille de sortie 2.5 mm
Relief d'oeil 15 mm
Bonnnettes rétractables
Indice de luminosité 13.4
Type de prisme Compact Porro
Qualité de verre des prismes Bak4
Traitement optique Multicouche
Adaptation trépidé oui
Garantie 30 ans
Poids 290 grammes

Figure 81. Présentation des AOI d'une fiche d'un produit

Dans le cadre de notre expérimentation 3, nous avons utilisé l'ensemble des indicateurs du tableau 21 afin d'opérationnaliser nos variables descriptives, indépendantes et dépendantes.

Tableau 21. Variables descriptives, indépendantes et dépendantes mobilisées pour l'expérimentation 3

Variable descriptive	Le pourcentage de transition par <i>AOI</i> ¹⁴⁹
	Le sexe
	L'âge
	Le Sentiment d'Efficacité Personnelle dans le domaine de la recherche d'information (cf. tableau 22)
	Le niveau d'usage général des TIC (nombre d'heures d'utilisation par jour déclaré ; cf. tableau 22)
	La connaissance technique dans le domaine de l'informatique commerciale (cf. tableau 22)
Variables indépendantes	La connaissance pratique dans le domaine de l'internet (cf. tableau 22)
	L'évaluation de l'acceptabilité de l'agent de <i>Data Crawler</i> (cf. tableau 22)
	L'évaluation de la qualité des suggestions réalisées par l'agent de <i>Data Crawler</i> (cf. tableau 22)
	L'évaluation de l'adéquation de l'agent de <i>Data Crawler</i> au contexte de leur recherche d'information (cf. tableau 22)
	L'évaluation de l'utilité de l'agent de <i>Data Crawler</i> (cf. tableau 22)
	L'évaluation de l'utilisabilité de l'agent de <i>Data Crawler</i> (cf. tableau 22)
	L'attitude envers l'agent de <i>Data Crawler</i> (cf. tableau 22)
	L'intention d'usage de l'agent de <i>Data Crawler</i> (cf. tableau 22)
Variables dépendantes	La durée de fixation de l' <i>AOI</i> recommandation (d) qui correspond au nombre de millisecondes pendant lesquelles chaque participant observe cette <i>AOI</i> durant l'ensemble de leur parcours de navigation (cf. figure 81).

¹⁴⁹ C'est-à-dire le pourcentage de participants ayant observé chaque *AOI* (i.e., a, b, c, d, e et f) durant l'ensemble des balayages visuels qu'ils ont effectué de l'ensemble des fiches de produits qu'ils ont observés et selon une séquence qui va de la première à la vingtième *AOI* observée (*AOI* 1, ..., *AOI* 20).

Tableau 22. Questionnaires d'évaluation des profils sociocognitifs des participants et d'acceptabilité de l'agent de *Data Crawler*

Questionnaire 1 : évaluation des profils sociocognitifs des participants

Sentiment d'Efficacité Personnelle relatif à la recherche d'information sur internet (SEP)

(Échelle de Likert de 1 à 5 : pas du tout d'accord/tout à fait d'accord)

En général, quand vous faites une recherche sur internet, vous êtes sûr-e d'atteindre votre objectif ?

En général, quand vous faites une recherche sur internet, si vous n'arrivez pas à trouver une information la première fois, vous persistez jusqu'à y arriver ?

En général, quand vous vous fixez un objectif de recherche sur internet, vous l'atteignez rarement ?*

En général, vous laissez souvent tomber vos recherches sur internet avant de les avoir finies ?*

En général, quand une recherche d'informations sur internet vous semble trop compliquée, vous abandonnez vite si vous ne réussissez pas dès le départ ?*

En général, même si vous devez faire une recherche sur internet qui ne vous intéresse pas, vous vous y collez jusqu'à la finir ?

En général, quand vous rencontrez un problème inattendu pour faire une recherche sur internet, vous ne le résolvez pas bien ?*

En général, quand vous n'arrivez pas à trouver une information sur internet, cela vous pousse encore plus à la rechercher ?

Vous n'êtes pas certain-e d'avoir les bonnes aptitudes pour faire des recherches poussées sur internet ?*

En général, vous abandonnez facilement vos recherches sur internet lorsqu'elles sont difficiles ?*

Vous avez confiance en vous lorsque vous faites une recherche sur internet ?

En général, vous ne vous sentez pas capable d'affronter les problèmes qui surviennent durant vos recherches sur internet ?*

Usage général des TIC (Usage)

(Heures et minutes)

Si vous possédez un ordinateur fixe, combien d'heure(s) et/ou minute(s) par jour l'utilisez-vous en moyenne ?

Si vous possédez un ordinateur portable, combien d'heure(s) et/ou minute(s) par jour l'utilisez-vous en moyenne ?

Si vous possédez un téléphone fixe, combien d'heure(s) et/ou minute(s) par jour l'utilisez-vous en moyenne ?

Si vous possédez un téléphone portable/un *smartphone*, combien d'heure(s) et/ou minute(s) par jour l'utilisez-vous en moyenne ?

Si vous possédez une tablette numérique, combien d'heure(s) et/ou minute(s) par jour l'utilisez-vous en moyenne ?

Connaissance technique (Technique)

(Échelle de Likert de 1 à 9 : pas du tout d'accord/tout à fait d'accord)

Vous savez ce qu'est un cookie (i.e., fichier témoin) et vous connaissez les principes de base de son fonctionnement ?

Vous savez ce qu'est un système de recommandation de produits et vous connaissez les principes de base son fonctionnement ?

Vous savez ce qu'est un algorithme informatique et vous connaissez les principes de base de son fonctionnement ?

Vous savez ce qu'est un « *collaborative filtering* » (i.e., filtrage collaboratif) ?

Connaissance pratique (Pratique)

(Échelle de Likert de 1 à 9 : pas du tout d'accord/tout à fait d'accord)

Vous savez utiliser les outils de recherche d'informations (moteurs de recherche, outils de filtrage, rubriques, etc.) ?

Vous savez évaluer l'ergonomie d'un site internet ?

Questionnaire 6 : évaluation de l'acceptabilité de l'agent de *Data Crawler*

Acceptabilité

(Échelle de Likert de 1 à 5 : pas du tout d'accord/tout à fait d'accord)

Qualité	Les produits qui vous sont recommandés correspondent à vos centres d'intérêts ou besoins ?
	Les produits qui vous sont recommandés sont originaux et intéressants ?
	Les produits qui vous sont recommandés sont diversifiés ?
	Les produits qui vous sont recommandés sont similaires les uns aux autres ?*
Adéquation	Le système de recommandation explique pourquoi tels produits vous sont recommandés ?
	La présentation de l'interface de recommandation est attractive et adéquate ?
Utilité	Trouver un produit à acheter avec le système de recommandation est facile ?
Utilisabilité	Les produits recommandés vous ont efficacement aidé à trouver le produit idéal ?
	Vous vous êtes senti-e aidé-e par le système de recommandation à trouver ce que vous appréciez ?
Attitude	Globalement, vous êtes satisfait-e du système de recommandation ?
	Vous êtes convaincu-e par les produits qui vous sont recommandés ?
	Vous êtes confiant-e sur le fait que vous appréciez les produits recommandés ?
Intention	Vous utiliserez ce système de recommandation de nouveau ?
	Vous allez parler de ce système de recommandation à vos ami-e-s ?
	Si l'occasion se présente, vous achèterez les produits recommandés ?

* Items inversés

III.1.2. Observer les parcours de navigation

Plusieurs milliers d'utilisateurs

Pour effectuer l'analyse des parcours de navigation des utilisateurs exposés à l'agent de *Data Crawler*, nous avons mobilisé les données correspondant aux visites réalisées pendant la fin du mois de mars 2014 sur 5 sites d'e-commerçants clients de *Data Crawler*. Nous avons ainsi recueilli un total de 203 852 évènements, c'est-à-dire de clics réalisés par les utilisateurs des cinq sites d'e-commerce considérés. Nous avons analysé ces évènements en les regroupant par parcours de navigation. Pour cela, nous avons défini un parcours de navigation comme une suite d'un ou plusieurs clics réalisés par un même utilisateur sur un même site d'e-commerce et espacé d'un maximum de 30 minutes. À partir des 203 852 évènements recueillis, nous avons reconstruit un total de 35 701 parcours de navigation.

Pour analyser ces 35 701 parcours de navigation, nous avons utilisé l'ensemble des indicateurs suivants comme variables indépendantes, dépendantes et/ou comme co-variables (cf. tableau 23).

Tableau 23. Variables indépendantes, dépendantes et co-variable pour l'étude des parcours de navigation

Variables indépendantes	Le nombre de fois où chaque utilisateur clique sur une recommandation de l'agent de <i>Data Crawler</i> (i.e., le nombre de clics recommandation) durant un même parcours de navigation
	Le nombre de fois où chaque utilisateur clique sur une campagne de publicité développée par l'e-commerçant (i.e., le nombre de clics campagne) durant un même parcours de navigation
Variables dépendantes	Le nombre de clics recommandation effectués durant un même parcours de navigation
	Le nombre de fois où chaque utilisateur clique sur son panier (i.e., le nombre de clics panier) durant un même parcours de navigation
	Le nombre de nœuds ouverts (i.e., de pages consultées) durant un même parcours de navigation
	Le nombre de nœuds ouverts plus d'une fois durant un même parcours de navigation
	Le nombre de catégories de produits différentes observées durant un même parcours de navigation
	Le nombre de visite que chaque utilisateur a effectué du site considéré

Le nombre de pages d'accueil consultées durant un même parcours de navigation
Le nombre de listes de produits consultées durant un même parcours de navigation
Le nombre de fiches de produits consultées durant un même parcours de navigation
La durée d'observation de chaque nœud ouvert durant un même parcours de navigation

Co-variables Le nombre de nœuds ouverts durant un même parcours de navigation

III.2. Résultats

Effets d'attention et d'utilisation

Nous exposons les résultats des deux études que nous venons de présenter de la façon suivante. Dans un premier temps, nous présentons les effets d'attention que nous avons pu dégager de l'analyse du mouvement oculaire des 38 participants recrutés durant les deux recherches d'information demandées lors de l'expérimentation 3. Ensuite, nous exposons les effets d'utilisation que nous avons pu faire émerger de l'analyse des 35 701 parcours de navigation que nous avons recueillis.

III.2.1. Les effets d'attention

Autour des mouvements oculaires

L'analyse des parcours de navigation est une méthode pertinente pour étudier les usages des agents de recommandation dans la mesure où elle renvoie à un ensemble de données non déclaratives et objectives recueillies en situation réelle. Étant donné que nous avons pu accéder à certaines données de plusieurs e-commerçants, cette méthode permet d'examiner un grand nombre de cas, et donc de conférer à l'analyse une forte puissance statistique.

Elle n'est toutefois pas suffisante puisqu'elle repose sur un seul indice d'usage qui est le nombre de clics recommandation. Or, les propositions des agents de recommandation n'ont pas pour seule utilité d'être cliquées, mais aussi d'être observées. Le nombre de clics recommandation est un indicateur intéressant dans le sens où une recommandation cliquée est *a priori* une recommandation qui a attiré l'attention de l'utilisateur. Cependant, du point de vue des fiches de produits, les utilisateurs peuvent utiliser les suggestions de l'agent comme

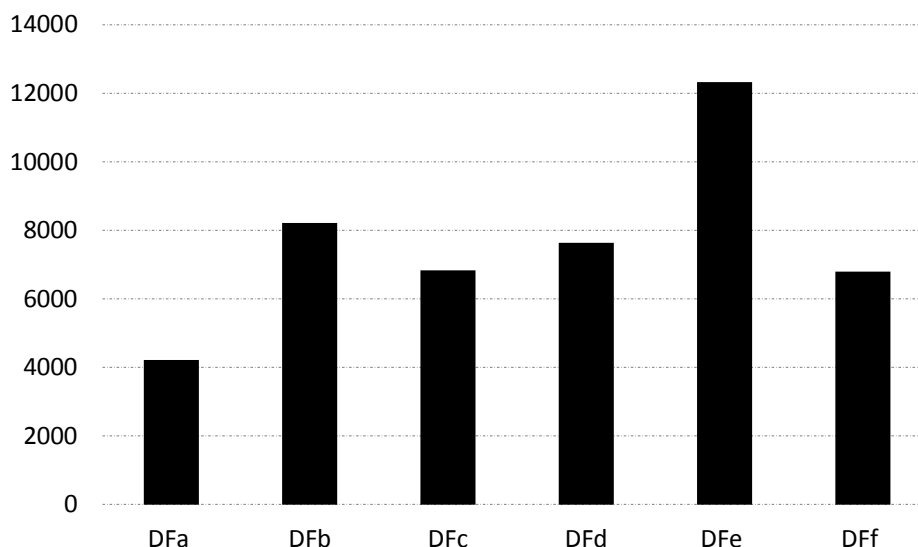
des points de comparaison permettant de situer le produit de référence par rapport à d'autres produits plus ou moins similaires ou complémentaires. Cela veut dire que les recommandations peuvent être utilisées par les utilisateurs sans pour autant être cliquées.

L'analyse du mouvement oculaire est ainsi un bon complément à celle des parcours de navigation lorsque l'on souhaite explorer les usages des agents de recommandation. Bien que réalisée le plus souvent en situation expérimentale (ce qui est notre cas ; Lai *et al.* 2013), cette méthode permet en effet de saisir les usages que les utilisateurs font de ces agents en rendant visible le niveau d'attention qu'ils leur accordent.

III.2.1.1. Évaluation générale de l'attention portée à l'agent

Des recommandations captivantes ?

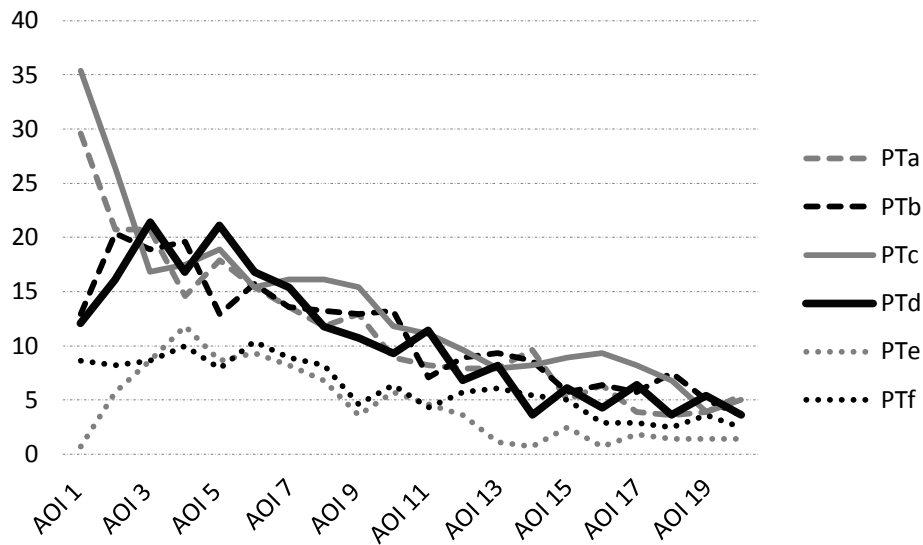
D'une manière générale, la méthode de l'analyse du mouvement oculaire montre qu'en comparaison aux autres zones d'intérêts (i.e., *AOI*) des fiches de produits, les 38 participants recrutés allouent lors de l'expérimentation 3 une attention significative aux recommandations proposées par l'agent. Plus précisément, le bandeau de recommandation (i.e., *AOI* d) bénéficie d'une durée de fixation moyenne de 7,626 secondes (s) ; ce qui lui confère la troisième position sur l'échelle des *AOI* les plus observées (*cf.* tableau 24). Notons que cette différence est significative sur le plan statistique ($p < 0,05$).

Tableau 24. Durée de fixation moyenne par *AOI* (DFi)Durée de fixation par *AOI* (en millisecondes ; ms)

<i>AOI</i>	Moyenne (M1)	Significativité	Classement
a	4 218 ms	$F_{(5,175)} = 3,546 ; p = 0,043$	6
b	8 221 ms		2
c	6 833 ms		4
d	7 626 ms		3
e	12 330 ms		1
f	6 801 ms		5

De plus, sur le plan descriptif, l'*AOI* recommandation (d) possède une centralité non négligeable du point de vue du balayage visuel que les participants font de la fiche du produit. Elle bénéficie en effet du plus important pourcentage de transition pour la troisième (21,4 %), la cinquième (21,1 %), la sixième (16,8 %), la onzième (11,4 %) et la dix-neuvième (5,4 %) *AOI* observées au cours d'un même balayage visuel. Le tableau 25 permet ainsi de mettre en avant le niveau de centralité de cette *AOI* comparativement à ceux des autres zones d'intérêts. Précisons que l'axe des abscisses représente la séquence des *AOI* observées au cours d'un même balayage visuel (*AOI* 1, ..., *AOI* 20) et que l'axe des ordonnées représente les pourcentages de transition correspondant à chaque zone d'intérêt observée (PTa, PTb, PTc, PTd, PTe ou PTf).

Tableau 25. Pourcentage de transition par AOI (PTi)



AOI	PTa	PTb	PTc	PTd	PTe	PTf
AOI 1	29,6	12,9	35,4	12,1	0,7	8,6
AOI 2	20,7	20,4	26,4	16,1	5,7	8,2
AOI 3	20,7	18,9	16,8	21,4	8,6	8,6
AOI 4	14,6	19,6	17,5	16,8	11,8	10
AOI 5	17,9	12,9	18,9	21,1	8,6	7,9
AOI 6	15,4	15,7	15,4	16,8	9,3	10,4
AOI 7	13,6	13,6	16,1	15,4	8,2	8,9
AOI 8	11,8	13,2	16,1	11,8	6,8	8,2
AOI 9	12,9	12,9	15,4	10,7	3,6	4,6
AOI 10	8,9	13,2	11,8	9,3	5,7	6,4
AOI 11	8,2	7,1	11,1	11,4	4,6	4,3
AOI 12	7,9	8,9	9,6	6,8	3,6	5,7
AOI 13	7,9	9,3	7,9	8,2	1,1	6,1
AOI 14	9,6	8,6	8,2	3,6	0,7	5,4
AOI 15	5	5,7	8,9	6,1	2,5	5
AOI 16	6,4	6,4	9,3	4,3	0,7	2,9
AOI 17	3,9	5,7	8,2	6,4	1,8	2,9
AOI 18	3,6	7,5	6,8	3,6	1,4	2,5
AOI 19	3,9	5	3,9	5,4	1,4	3,6
AOI 20	5,4	3,6	5	3,6	1,4	2,5
Moy.	11,39	11,05	13,43	10,54	4,41	6,13

Comme nous pouvons le remarquer, le balayage visuel moyen que les participants font des fiches de produits est principalement articulé autour de l'AOI prix (c), de

l'AOI recommandation (d) et de l'AOI titre (b). En outre, nous pouvons constater que l'AOI recommandation (d) détient un niveau de centralité général relativement élevé puisqu'elle possède la quatrième position du point de vue des pourcentages de transition moyen relatifs aux 20 premières AOI observées. Aux niveaux descriptif et inférentiel, les recommandations proposées par l'agent de *Data Crawler* ont donc pour effet d'attirer significativement l'attention des participants. Plus exactement, elles les conduisent à adopter des stratégies de lecture de type exploratoire qui se manifestent objectivement par des *patterns* de transition articulés autour des AOI prix (c), recommandation (d) et titre (b) ; ces *patterns* indiquent que l'utilisateur compare le produit de référence et les produits sélectionnés par l'agent de *Data Crawler*.

III.2.1.2. Effets des facteurs individuels

Une attention variable

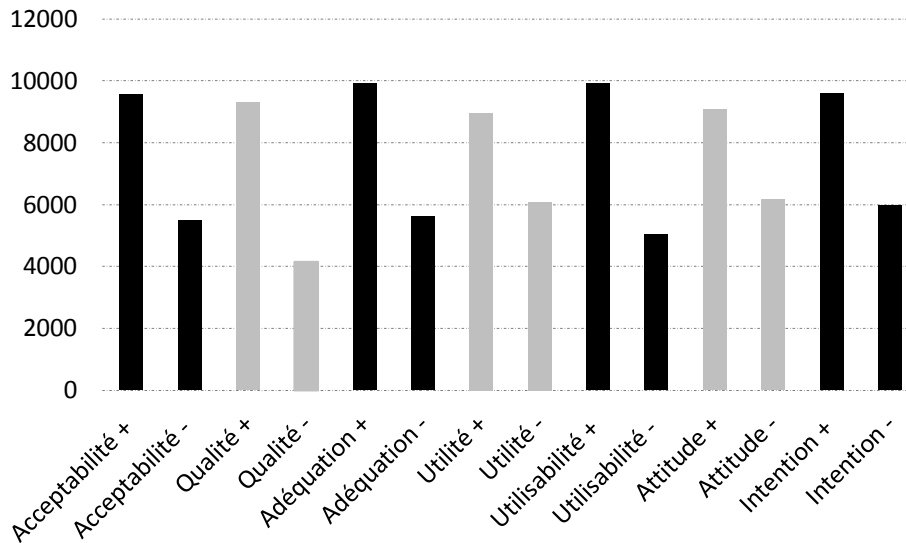
Il ressort toutefois de nos résultats que l'intensité de l'attention que les participants accordent à l'agent de *Data Crawler* varie en fonction de variables individuelles. Afin de mieux saisir ces variations, nous utilisons systématiquement, dans les tableaux qui suivent, la durée de fixation de l'AOI recommandation (d) comme variable dépendante.

Le tableau 26 permet ainsi de mettre en avant que, conformément aux résultats trouvés dans le domaine de l'ergonomie des TIC (Tricot, Plégat-Soutjis, Camps, Amiel, Lutz & Morcillo, 2003), les usages des systèmes de recommandation sont conditionnés par leur niveau d'acceptabilité. Nous pouvons en effet remarquer que les participants qui donnent une évaluation globale plutôt positive de l'acceptabilité de l'agent de *Data Crawler* (cf. Acceptabilité) lui accordent une attention plus importante que ceux qui lui donnent une évaluation globale plutôt négative (9,566 s contre 5,496 s ; soit, une diminution de 42,54 %). Pour autant, cette différence, bien qu'importante sur le plan descriptif, n'est pas significative sur le plan inférentiel¹⁵⁰. Ajoutons que, toujours sur le plan descriptif, nous retrouvons cette différence pour l'ensemble des dimensions constitutives de l'acceptabilité de l'agent. Nous pouvons remarquer que, de façon quasi-significative sur le plan inférentiel, les participants

¹⁵⁰ Précisons toutefois que, compte tenu de l'importance du pourcentage de diminution sur le plan descriptif, nous pouvons raisonnablement faire l'hypothèse que ce manque de significativité est principalement dû au fait que notre étude a été conduite sur un effectif relativement réduit. C'est d'ailleurs du fait de cette faible puissance statistique que nous avons pris le parti de présenter quasi-systématiquement les résultats obtenus sur un plan descriptif.

qui accordent à l'agent les scores de qualité (cf. Qualité ; $p = 0,063$) et d'utilisabilité (cf. Utilisabilité ; $p = 0,052$) les plus élevés fixent plus longtemps l'agent de *Data Crawler* que ceux qui lui accordent les scores de qualité et d'utilisabilité les plus faibles.

Tableau 26. Durée moyenne de fixation de l'AOI recommandation (DFd) en fonction des variables individuelles 1



Durée moyenne de fixation de l'AOI recommandation (DFd ; en millisecondes ; ms)

Variable	Modalité	Moyenne	Significativité	Effet 1 ¹
Acceptabilité (médiane = 5)	Acceptabilité +	9 566 ms	$F_{(1,33)} = 2,707 ; p = 0,109$	42,54 %
	Acceptabilité -	5 496 ms		
Qualité (médiane = 8)	Qualité +	9 290 ms	$F_{(1,33)} = 3,696 ; p = 0,063$	55,31 %
	Qualité -	4 151 ms		
Adéquation (médiane = 3)	Adéquation +	9 918 ms	$F_{(1,33)} = 3,140 ; p = 0,086$	43,50 %
	Adéquation -	5 603 ms		
Utilité (médiane = 3)	Utilité +	8 972 ms	$F_{(1,33)} = 1,270 ; p = 0,268$	32,04 %
	Utilité -	6 097 ms		
Utilisabilité (médiane = 4)	Utilisabilité +	9 922 ms	$F_{(1,33)} = 4,073 ; p = 0,052$	49,38 %
	Utilisabilité -	5 022 ms		
Attitude (médiane = 7)	Attitude +	9 066 ms	$F_{(1,33)} = 1,324 ; p = 0,258$	32,02 %
	Attitude -	6 163 ms		
Intention (médiane = 6)	Intention +	9 579 ms	$F_{(1,33)} = 2,147 ; p = 0,152$	37,77 %
	Intention -	5 961 ms		

¹ L'effet 1 est le pourcentage de diminution existant entre la valeur la plus grande et la valeur la moins grande.

* Nous avons défini chaque modalité « + » et « - » à partir de deux groupes d'individus : ceux qui obtiennent des résultats supérieures à la valeur médiane (noté +) et ceux qui obtiennent des résultats inférieures à la valeur médiane (noté -).

En somme, le tableau 26 montre que plus les participants disent apprécier la qualité des recommandations réalisées par l'agent de *Data Crawler*, le perçoivent comme facile à utiliser et plus ils tendent à lui accorder une attention significativement grande. En d'autres termes, plus les participants sont disposés à apprécier la forme de publicité en ligne qu'offre l'agent de *Data Crawler*, plus ils sont attentifs à ses recommandations.

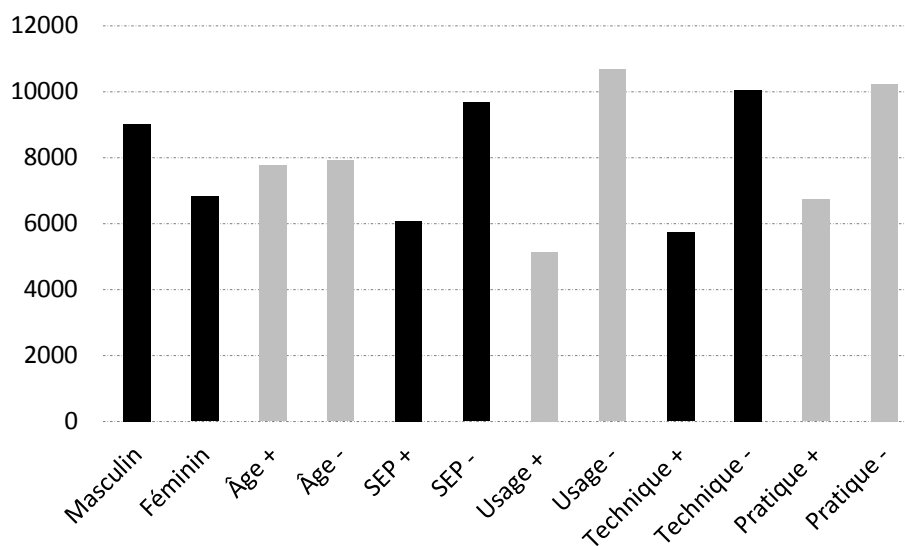
Le tableau 27 montre quant à lui que, sur le plan purement descriptif, les participants de sexe masculin allouent une attention plus importante aux recommandations que ceux de sexe féminin (9,007 s contre 6,824 s ; soit, une diminution de 24,23 %). Même sur le plan exploratoire, cette différence est toutefois difficile à considérer compte tenu du fait qu'elle n'est pas significative sur le plan inférentiel et qu'elle est, sur le plan descriptif, relativement faible comparativement aux écarts existant entre les autres variables. Nous pouvons en outre remarquer que l'âge ne semble pas être un facteur individuel influençant le niveau d'attention accordé au système de recommandation¹⁵¹. Sur le plan descriptif, le sentiment d'efficacité personnelle dans le domaine de la recherche d'information (*cf.* SEP), le niveau d'usage quotidien des TIC (*cf.* Usage), le niveau de connaissance technique dans le domaine de l'informatique commerciale (*cf.* Technique) et le niveau de connaissance pratique de l'environnement d'internet (*cf.* Pratique) influent par contre sur la manière dont les participants traitent les propositions de l'agent.

Comme nous pouvons le lire à l'aide du tableau 27, le groupe des participants possédant les scores de SEP les plus faibles allouent une attention aux recommandations qui est plus élevée que celle que leur accordent les participants ayant les scores les plus importants (9,672 s contre 6,075 s ; soit, une diminution de 37,18 %). Cette différence n'est cependant pas significative sur un plan inférentiel. Par contre, sur les plans descriptif et inférentiel, les participants qui déclarent faire un usage quotidien des TIC inférieur à 8 heures et 30 minutes par jour fixent plus longtemps le bandeau de recommandations (d) que le groupe de

¹⁵¹ Ce résultat ne vaut évidemment que pour notre échantillon de participants. Il est en effet probable que les personnes âgées accordent une attention différente à l'agent de *Data Crawler* que le groupe d'étudiant que nous avons considéré.

participants déclarant faire un usage quotidien des TIC supérieur à 8 heures et 30 minutes par jour (10,671 s contre 5,131 s ; soit, une diminution de 51,91 % ; $p < 0,05$). De façon analogue, sur le plan descriptif, les participants bénéficiant des scores de connaissances techniques et pratiques les moins importants accordent également une attention plus forte à l'agent de recommandation que ceux bénéficiant des scores de connaissances techniques et pratiques les plus importants (10,043 s contre 5,725 s pour les connaissances techniques ; soit, une diminution de 42,99 % ; et, 10,230 s contre 6,718 s pour les connaissances pratiques ; soit, une diminution des 34,33 %). Soulignons que si la différence relative aux niveaux de connaissances techniques est presque significative sur le plan inférentiel ($p = 0,085$), celle relative aux niveaux de connaissances pratiques est clairement non significative ($p = 0,198$).

Tableau 27. Durée moyenne de fixation de l'AOI recommandation (DFd) en fonction des variables individuelles 2



Durée moyenne de fixation de l'AOI recommandation (DFd ; en millisecondes ; ms)

Variable	Modalité	Moyenne	Significativité	Effet 1
Sexe	Masculin	9 007 ms	$F_{(1,33)} = 0,746 ; p = 0,394$	24,23 %
	Féminin	6 824 ms		
Âge (médiane = 21)	Âge +	7 752 ms	$F_{(1,33)} = 0,004 ; p = 0,950$	2,07 %
	Âge -	7 916 ms		
SEP (médiane = 39)	SEP +	6 075 ms	$F_{(1,33)} = 2,120 ; p = 0,155$	37,18 %
	SEP -	9 672 ms		
Usage (médiane = 8h30)	Usage +	5 131 ms	$F_{(1,33)} = 5,516 ; p = 0,025$	51,91 %
	Usage -	10 671 ms		
Technique (médiane = 17)	Technique +	5 725 ms	$F_{(1,33)} = 3,145 ; p = 0,085$	42,99 %
	Technique -	10 043 ms		
Pratique (médiane = 12)	Pratique +	6 718 ms	$F_{(1,33)} = 1,724 ; p = 0,198$	34,33 %
	Pratique -	10 230 ms		

Le tableau que nous venons d'examiner met ainsi en avant que, sur les plans inférentiel (cf. Usage voire Technique) et descriptifs (cf. SEP et Pratique), les profils de participants les plus experts apportent une moins grande attention à l'agent de *Data Crawler* que les profils de participants les moins experts. Par conséquent, si nos résultats montrent que l'agent de recommandation développé par *Data Crawler* bénéficie d'une attention significative de la part de ses utilisateurs, cette attention tend à varier en fonction des deux variables individuels que sont :

- la disponibilité des participants vis-à-vis de l'agent de recommandation de *Data Crawler* ;
- leur niveau d'expertise dans le domaine des TIC.

III.2.2. Les effets d'utilisation

Étude des parcours de navigation

Avant d'exposer les résultats issus de l'analyse des parcours de navigation, nous souhaitons préciser :

- la logique de sélection de l'échantillon des parcours que nous avons considérés ;

- la logique de sélection de la co-variable que nous avons systématiquement mobilisée pour chacun des tests statistiques réalisés dans cette section III.2.2.

III.2.2.1 Sélections de l'échantillon et de la co-variable

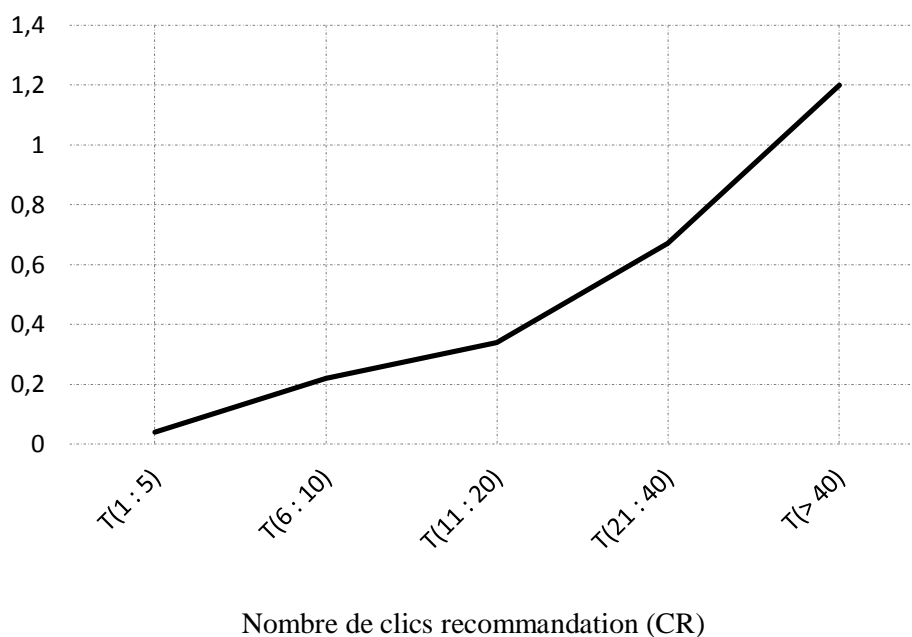
N = 20 172 et T = 9.33

Sur les 35 701 parcours de navigation recueillis, 43,5 % sont des parcours composés d'un seul nœud ouvert. Autrement dit, ces parcours de navigation consistent, pour les utilisateurs, à ouvrir une seule page du site considéré¹⁵². Étant donné que, pour cliquer sur une des recommandations proposées par l'agent de *Data Crawler*, il est nécessaire de réaliser un parcours de navigation d'au moins deux pages visitées, nous avons restreint les parcours à l'ensemble de ceux qui comportent un minimum de deux nœuds ouverts. Ces derniers composent un sous-ensemble de 20 172 parcours de navigation.

Nous avons rapidement identifié qu'une des premières variables indépendantes impactant significativement le nombre de clics recommandation effectué durant un même parcours de navigation est le nombre de nœuds ouverts. Dans le tableau 28, nous pouvons observer que les utilisateurs réalisant un parcours de navigation composés de 1 à 5 nœuds ouverts ($T_{(1:5)}$; cf. l'axe des abscisses) cliquent en moyenne 0,04 fois sur des recommandations (cf. l'axe des ordonnées) alors que ceux réalisant un parcours de navigation composés de plus 40 nœuds ouverts ($T_{(>40)}$) cliquent en moyenne 1,20 fois sur ces recommandations ($p < 0,001$).

¹⁵² Il semble que ce type de visites cursives puisse s'expliquer par le fait qu'elles proviennent généralement d'un comparateur de prix, d'une recherche d'un produit précis sur un moteur de recherche, ou encore, de campagnes de communication réalisées par courriel ou par le biais des bannières présentes sur les sites des fournisseurs d'espace publicitaire. Ces visites tendraient ainsi à constituer des activités secondaires s'insérant au sein d'autres activités primaires plus ou moins orientées par un besoin d'information qui n'engagent pas une exploration approfondie du site considéré.

Tableau 28. Évolution du nombre de clics recommandation (CR) en fonction du nombre de nœuds ouverts (T)



Nombre de nœuds ouverts (T)	Effectif (N)	Moyenne	Significativité
T _(1:5)	11 736	0,04 CR	F _(4,20167) = 399,694 ; p = 0,000
T _(6:10)	3 946	0,22 CR	
T _(11:20)	2 577	0,34 CR	
T _(21:40)	1 293	0,67 CR	
T _(>40)	620	1,20 CR	

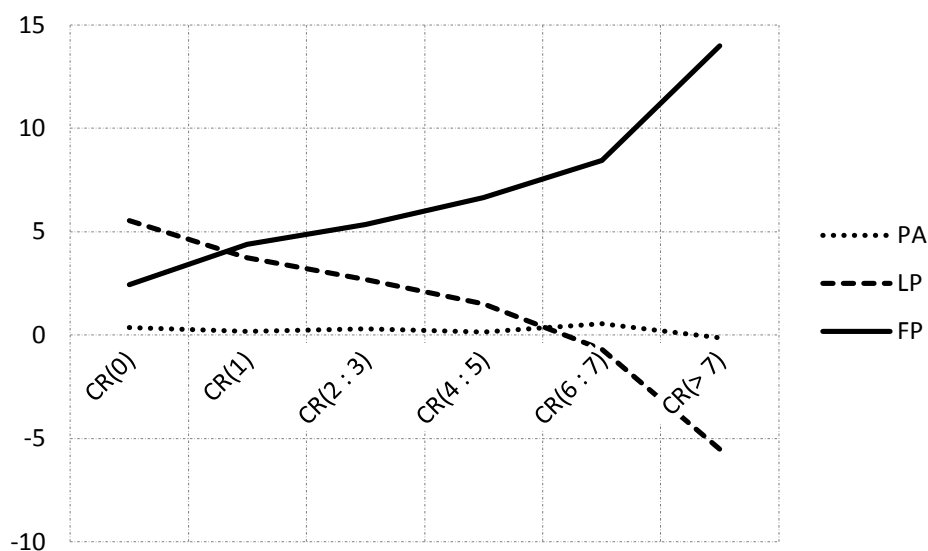
Bien que cet effet n'ait rien de très surprenant, il était néanmoins important de le vérifier statistiquement afin de pouvoir considérer que le nombre de nœuds ouverts constitue une variable de confusion (Gauvrit, 2007) interférant avec le nombre de clics recommandation. Afin d'éliminer cet effet de biais, nous avons décidé d'utiliser le nombre de nœuds ouverts comme une co-variable systématique à chaque fois que nous avons mobilisé le nombre de clics recommandation comme variable indépendante ou dépendante. Pour ce faire, nous avons utilisé l'analyse de covariance notée ANCOVA. L'ANCOVA est un test statistique permettant d'évaluer la significativité de l'effet d'une ou plusieurs variables indépendantes catégorielles sur une variable dépendante continue indépendamment de l'influence d'autres variables continues appelées co-variables. Ainsi, l'ensemble des moyennes marginales estimées (M2) figurant dans les tableaux qui vont suivre sont évaluées pour T = 9,33, c'est-à-dire pour des parcours de navigation composés d'un peu plus de 9 nœuds ouverts.

III.2.2.2. Effet 1 de l'intensité de l'utilisation

Des parcours plus profonds

Les trois courbes exposées dans le tableau 29 représentent, en ordonnées, le nombre de pages d'accueil, le nombre de listes de produits et le nombre de fiches de produits observées ; et, en abscisses, le nombre de clics recommandation effectué durant un même parcours de navigation. Nous pouvons ainsi remarquer que le nombre de fiches de produits observées tend à augmenter de façon plutôt linéaire en fonction du nombre de clics recommandation ($p < 0,001$) et inversement pour le nombre de listes de produits observées ($p < 0,001$). Le nombre de pages d'accueil observées tend quant à lui à varier légèrement avec l'augmentation du nombre de clics recommandation. Cependant, cette variation reste difficile à analyser car son ampleur est très faible et son évolution n'est pas linéaire.

Tableau 29. Évolution du nombre de page d'accueil (PA), de listes de produits (LP) et de fiches de produits (FP) en fonction du nombre de clics recommandation (CR)



Nombre de pages d'accueil (PA)				
Nombre de clics recommandation (CR)	Effectif (N)	Moyenne (M1)	Moyenne marginale estimée (M2)	Significativité
CR ₍₀₎	18 307	0,34 PA	0,36 PA	F _(5,20165) = 11,882 ; p = 0,000
CR ₍₁₎	1 062	0,30 PA	0,18 PA	
CR _(2:3)	569	0,52 PA	0,29 PA	
CR _(4:5)	127	0,57 PA	0,14 PA	
CR _(6:7)	56	1,02 PA	0,55 PA	
CR _(>7)	51	0,71 PA	-0,14 PA ¹⁵³	
Nombre de listes de produits (LP)				
CR ₍₀₎	18 307	4,99 LP	5,52 LP	F _(5,20165) = 131,480 ; p = 0,000
CR ₍₁₎	1 062	6,87 LP	3,74 LP	
CR _(2:3)	569	8,65 LP	2,68 LP	
CR _(4:5)	127	12,55 LP	1,51 LP	
CR _(6:7)	56	11,34 LP	-0,68 LP	
CR _(>7)	51	16,82 LP	-5,51 LP	
Nombre de fiches produit (FP)				
CR ₍₀₎	18 307	1,99 FP	2,44 FP	F _(5,20165) = 136,343 ; p = 0,000
CR ₍₁₎	1 062	7,00 FP	4,40 FP	
CR _(2:3)	569	10,31 FP	5,36 FP	
CR _(4:5)	127	15,81 FP	6,66 FP	
CR _(6:7)	56	18,43 FP	8,45 FP	
CR _(>7)	51	32,51 FP	13,98 FP	

Les co-variables figurant dans le modèle sont évaluées pour T = 9,33 (cf. M2)

Les résultats présentés ci-dessus montrent que plus les utilisateurs cliquent sur les recommandations de l'agent *Data Crawler*, moins ils observent de listes de produits et plus ils observent de fiches de produits. Rappelons que cet effet est indépendant du nombre de nœuds ouverts durant le parcours de navigation. Nous pouvons par conséquent conclure que, plus les utilisateurs tendent à faire une utilisation intensive de l'agent de *Data Crawler* et plus ils tendent à effectuer un parcours de navigation que l'on peut qualifier de profond (Amadiou, Bastien & Tricot, 2008) dans la mesure où, en consultant plus de fiches de produits, les

¹⁵³ Les valeurs négatives qui se trouvent dans ce tableau et ceux qui suivent ne sont pas aberrantes. Seulement, le modèle calculé par l'ANCOVA représente une réalité abstraite qui existe pour T = 9,33. Or, il est concrètement quasi-impossible de cliquer 7 fois et plus sur les recommandations de l'agent de *Data Crawler* sans faire un parcours de navigation composé de plus de 9 nœuds. C'est pourquoi l'ANCOVA donne parfois des moyennes marginales estimées qui sont négatives (cf. M2). Nous avons donc systématiquement présenté les moyennes classiques (cf. M1), c'est-à-dire celles qui ne sont pas calculées par le modèle de l'ANCOVA, afin de pouvoir les comparer. Cependant, si ces dernières sont moins abstraites que les premières, elles ont le désavantage de recouvrir la variable de confusion que constitue le nombre de nœuds ouverts durant le parcours de navigation (T) que nous avons évoqué en amont.

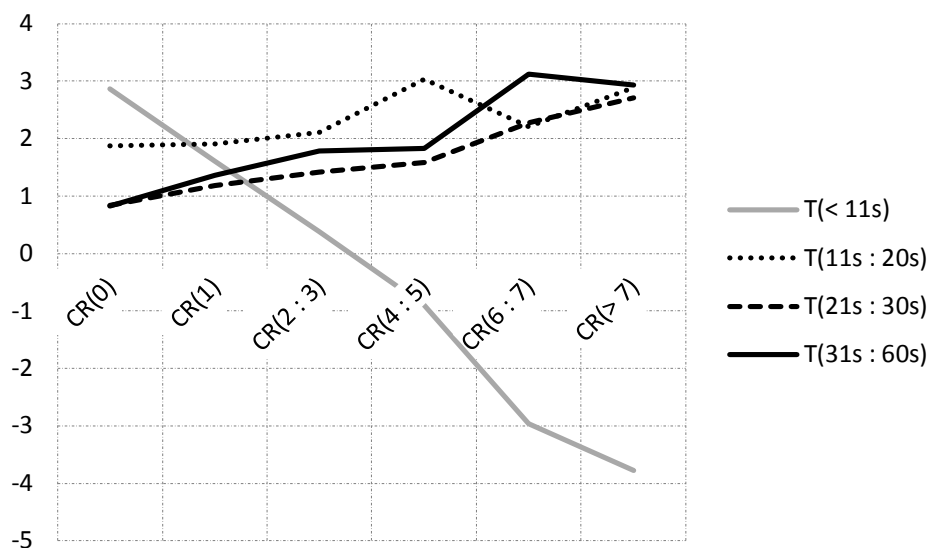
utilisateurs réalisent une exploration plus profonde du site du point de vue de son architecture informationnelle¹⁵⁴.

III.2.2.3. Effet 2 de l'intensité de l'utilisation

Des parcours moins non pertinents

Le tableau 30 permet de rendre visible deux relations de dépendance différentes entre l'intensité des usages de l'agent de *Data Crawler* et la durée de traitement des nœuds ouverts. La première est la suivante : le nombre de nœuds observés durant moins de 11 secondes (en ordonnées ; $T_{(< 11s)}$) diminue avec l'augmentation du nombre de clics recommandation (en abscisses). Cette relation est la plus marquante sur le plan inférentiel puisqu'elle bénéficie de la plus forte significativité comparativement aux autres courbes ($F_{(5,20165)} = 119,191$; $p < 0,001$). La deuxième relation de dépendance est représentée par les courbes $T_{(11s : 20s)}$, $T_{(21s : 30s)}$ et $T_{(31s : 60s)}$. Ces dernières montrent en effet que, d'une manière générale, les nombres de nœuds observés entre 11 et 20 secondes (s), 21 et 30 s et 31 et 60 s augmentent dans le même temps que le nombre de clics recommandation.

Tableau 30. Évolution de la durée de consultation des nœuds ouverts ($T_{(is)}$) en fonction du nombre de clics recommandation (CR)



¹⁵⁴ Car, de ce point de vue, les pages d'accueil sont le niveau de surface, les listes de produits le niveau intermédiaire et les fiches de produits le niveau profond.

Nombre de nœuds observés pendant moins de 11 s ($T_{(< 11s)}$)				
Nombre de clics recommandation (CR)	Effectif (N)	Moyenne (M1)	Moyenne marginale estimée (M2)	Significativité
CR ₍₀₎	18 307	2,33 $T_{(< 11s)}$	2,87 $T_{(< 11s)}$	$F_{(5,20165)} = 119,191 ; p = 0,000$
CR ₍₁₎	1 062	4,73 $T_{(< 11s)}$	1,61 $T_{(< 11s)}$	
CR _(2 : 3)	569	6,34 $T_{(< 11s)}$	0,38 $T_{(< 11s)}$	
CR _(4 : 5)	127	10,10 $T_{(< 11s)}$	-0,90 $T_{(< 11s)}$	
CR _(6 : 7)	56	9,04 $T_{(< 11s)}$	-2,96 $T_{(< 11s)}$	
CR _(> 7)	51	18,51 $T_{(< 11s)}$	-3,78 $T_{(< 11s)}$	
Nombre de nœuds observés entre 11 s et 20 s ($T_{(11s : 20s)}$)				
CR ₍₀₎	18 307	1,68 $T_{(11s : 20s)}$	1,87 $T_{(11s : 20s)}$	$F_{(5,20165)} = 8,220 ; p = 0,000$
CR ₍₁₎	1 062	3,07 $T_{(11s : 20s)}$	1,91 $T_{(11s : 20s)}$	
CR _(2 : 3)	569	4,32 $T_{(11s : 20s)}$	2,11 $T_{(11s : 20s)}$	
CR _(4 : 5)	127	7,12 $T_{(11s : 20s)}$	3,03 $T_{(11s : 20s)}$	
CR _(6 : 7)	56	6,66 $T_{(11s : 20s)}$	2,21 $T_{(11s : 20s)}$	
CR _(> 7)	51	11,16 $T_{(11s : 20s)}$	2,89 $T_{(11s : 20s)}$	
Nombre de nœuds observés entre 21 s et 30 s ($T_{(21s : 30s)}$)				
CR ₍₀₎	18 307	0,76 $T_{(21s : 30s)}$	0,84 $T_{(21s : 30s)}$	$F_{(5,20165)} = 62,712 ; p = 0,000$
CR ₍₁₎	1 062	1,66 $T_{(21s : 30s)}$	1,18 $T_{(21s : 30s)}$	
CR _(2 : 3)	569	2,34 $T_{(21s : 30s)}$	1,42 $T_{(21s : 30s)}$	
CR _(4 : 5)	127	3,28 $T_{(21s : 30s)}$	1,58 $T_{(21s : 30s)}$	
CR _(6 : 7)	56	4,13 $T_{(21s : 30s)}$	2,28 $T_{(21s : 30s)}$	
CR _(> 7)	51	6,14 $T_{(21s : 30s)}$	2,71 $T_{(21s : 30s)}$	
Nombre de nœuds observés entre 31 s et 60 s ($T_{(31s : 60s)}$)				
CR ₍₀₎	18 307	0,75 $T_{(31s : 60s)}$	0,83 $T_{(31s : 60s)}$	$F_{(5,20165)} = 112,929 ; p = 0,000$
CR ₍₁₎	1 062	1,84 $T_{(31s : 60s)}$	1,36 $T_{(31s : 60s)}$	
CR _(2 : 3)	569	2,71 $T_{(31s : 60s)}$	1,79 $T_{(31s : 60s)}$	
CR _(4 : 5)	127	3,52 $T_{(31s : 60s)}$	1,83 $T_{(31s : 60s)}$	
CR _(6 : 7)	56	4,96 $T_{(31s : 60s)}$	3,12 $T_{(31s : 60s)}$	
CR _(> 7)	51	6,35 $T_{(31s : 60s)}$	2,93 $T_{(31s : 60s)}$	

Les co-variables figurant dans le modèle sont évaluées pour $T = 9,33$ (cf. M2)

En somme, les résultats exposés dans le tableau qui précède montrent que plus les utilisateurs cliquent sur les recommandations, moins ils ouvrent des nœuds observés pendant une durée de moins de 11 secondes (s) et plus ils ouvrent des nœuds observés pendant une durée de 11 s et plus. Sachant que le temps de chargement moyen d'une page sur les sites considérés est d'un peu plus de 3 s, nous pouvons en conclure que plus les utilisateurs cliquent sur les recommandations et moins ils tendent à ouvrir des nœuds qu'ils ne traitent pas vraiment. En moins de 8 s, le traitement de la page ne peut être que relativement superficiel.

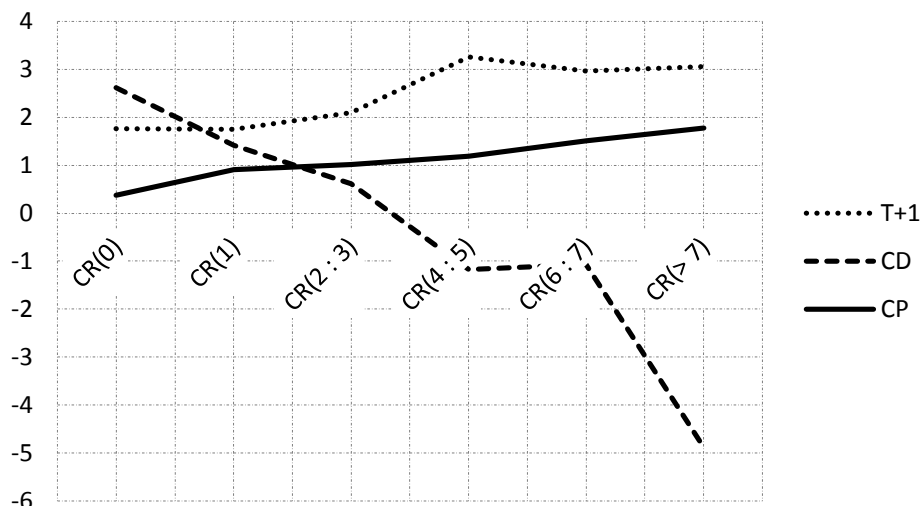
Ainsi, si la hausse de l'intensité de l'utilisation de l'agent de recommandation de *Data Crawler* a pour conséquence d'accroître la profondeur du parcours de navigation, il a également pour effet d'augmenter son niveau de pertinence dans les sens où, plus les utilisateurs en font usage, moins ils tendent à ouvrir de nœuds traités de manière superficielle ; soit, des nœuds non pertinents.

III.2.2.4. Effet 3 de l'intensité de l'utilisation

Redondance, diversité et achat

Le tableau 31 présente trois courbes avec le nombre de nœuds ouverts plus d'une fois, le nombre de catégories de produits différentes observées, le nombre de clics panier en ordonnées et le nombre de clics recommandation en abscisses. Nous pouvons alors remarquer que le nombre de nœuds ouverts plus d'une fois croît avec l'augmentation du nombre de clics recommandation. Notons toutefois que la significativité de cette courbe est la plus faible comparativement aux autres courbes ($F_{(5,20165)} = 10,155$; $p < 0,001$). *A contrario*, le nombre de catégories différentes observées durant un même parcours de navigation diminue fortement avec l'augmentation du nombre de clics recommandation. La significativité de cette courbe est cette fois-ci la plus forte ($F_{(5,20165)} = 99,711$; $p < 0,001$). Nous pouvons ensuite observer qu'à l'inverse du nombre de catégories différentes observées, le nombre de clics panier augmente de manière plutôt linéaire avec l'augmentation du nombre de clics recommandation. Aussi, si cette augmentation apparaît relativement faible sur le plan descriptif, elle bénéficie néanmoins d'une significativité non négligeable ($F_{(5,20165)} = 44,022$; $p < 0,001$). Et cette dernière l'est d'autant moins que le modèle de la régression logistique binaire prédit qu'un utilisateur a presque 1,5 fois plus de chance de cliquer sur son panier à chaque fois qu'il clique sur une recommandation (*odds* : 1,474 ; $p = 0,000$).

Tableau 31. Évolution du nombre de pages ouvertes plus d'une fois (T+1), de catégories différentes observées (CD) et de clics panier (CP) en fonction du nombre de clics recommandation (CR)



Nombre de pages ouvertes plus d'une fois (T+1)

Nombre de clics recommandation (CR)	Effectif (N)	Moyenne (M1)	Moyenne marginale estimée (M2)	Significativité
CR ₍₀₎	18 307	1,46 T+1	1,76 T+1	F _(5,20165) = 10,155 ; p = 0,000
CR ₍₁₎	1 062	3,52 T+1	1,75 T+1	
CR _(2:3)	569	5,46 T+1	2,10 T+1	
CR _(4:5)	127	9,46 T+1	3,25 T+1	
CR _(6:7)	56	9,73 T+1	2,96 T+1	
CR _(>7)	51	15,63 T+1	3,05 T+1	

Nombre de catégories différentes (CD)

CR ₍₀₎	18 307	2,39 CD	2,61 CD	F _(5,20165) = 99,711 ; p = 0,000
CR ₍₁₎	1 062	2,72 CD	1,42 CD	
CR _(2:3)	569	3,09 CD	0,61 CD	
CR _(4:5)	127	3,39 CD	-1,18 CD	
CR _(6:7)	56	3,91 CD	-1,07 CD	
CR _(>7)	51	4,37 CD	-4,89 CD	

Nombre de clics panier (CP)

CR ₍₀₎	18 307	0,35 CP	0,37 CP	F _(5,20165) = 44,022 ; p = 0,000
CR ₍₁₎	1 062	1,03 CP	0,91 CP	
CR _(2:3)	569	1,24 CP	1,02 CP	
CR _(4:5)	127	1,59 CP	1,19 CP	
CR _(6:7)	56	1,95 CP	1,51 CP	
CR _(>7)	51	2,57 CP	1,77 CP	

Les co-variables figurant dans le modèle sont évaluées pour T = 9,33 (cf. M2)

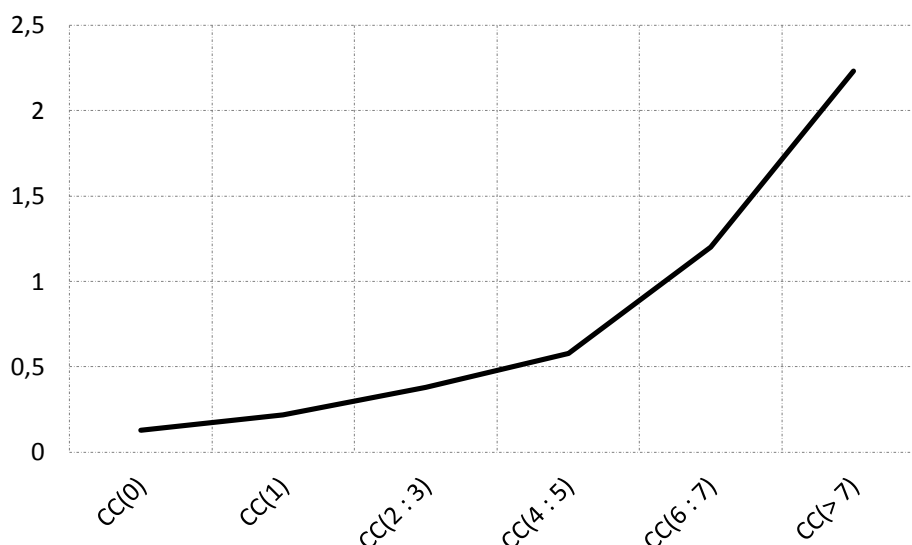
Du point de vue de l'analyse des parcours de navigation, nous pouvons par conséquent affirmer que plus les utilisateurs font une utilisation intensive de l'agent de *Data Crawler* et plus ils effectuent des parcours de navigation plus redondants, moins diversifiés, et plus ils interagissent avec leur panier. Autrement dit, ces trois résultats montrent que, d'une manière générale, l'augmentation de l'intensité de l'utilisation de l'agent de *Data Crawler* tend à diminuer la diversité des alternatives considérées par les utilisateurs (soit, à les amener à préciser leurs choix) tout en les enrôlant dans le processus d'achat. Cela veut dire que plus les utilisateurs font un usage intensif de l'agent de *Data Crawler* et plus ils tendent à entrer dans ce que les professionnels appellent le tunnel de conversion, ou si l'on préfère, le processus d'achat.

III.2.2.5. Effets des facteurs individuels

Une intensité d'utilisation variable

Le tableau 32 expose comment le nombre de clics réalisé par les utilisateurs sur les campagnes publicitaires développées par les e-commerçants considérés (en abscisses) influe sur le nombre de clics recommandation (en ordonnées). De façon plus détaillée, il ressort que plus les utilisateurs sont réactifs aux campagnes publicitaires et plus ils font un usage important de l'agent de *Data Crawler*. Cette relation est dotée d'une forte significativité statistique ($F_{(5,20165)} = 270,940$; $p < 0,001$).

Tableau 32. Évolution du nombre de clics recommandation (CR) en fonction du nombre de clics campagnes (CC)



Nombre de clics recommandation (CR)

Nombre de clics campagne (CC)	Effectif (N)	Moyenne (M1)	Moyenne marginale estimée (M2)	Significativité
CC ₍₀₎	15 995	0,13 CR	0,13 CR	F _(5,20165) = 270,940 ; p = 0,000
CC ₍₁₎	1 970	0,18 CR	0,22 CR	
CC _(2:3)	1 432	0,37 CR	0,38 CR	
CC _(4:5)	445	0,61 CR	0,58 CR	
CC _(6:7)	168	1,28 CR	1,20 CR	
CC _(>7)	162	2,38 CR	2,23 CR	

Les co-variables figurant dans le modèle sont évaluées pour T = 9,33 (cf. M2)

Le tableau 33 montre quant à lui que le nombre de visites du site considéré (en abscisses) que les utilisateurs ont effectuées est également un facteur influençant sur l'intensité de l'utilisation que ces derniers font de l'agent de *Data Crawler* (en ordonnées). Nous pouvons en effet remarquer que plus les utilisateurs connaissent le site visité et moins ils cliquent sur les recommandations proposées par l'agent. Il est néanmoins important de noter que cette tendance n'apparaît pas linéaire puisque les utilisateurs visitant pour la première fois le site considéré tendent également à faire un usage moins intense de l'agent que ceux ayant réalisé entre 2 et 5 visites et que ceux ayant réalisé entre 11 et 20 visites. Il nous semble que cette non linéarité peut en partie être expliquée par le fait que les utilisateurs doivent connaître un minimum le site visité afin de pouvoir identifier et apprendre à utiliser l'agent de

Data Crawler. Nous pouvons également noter qu’au-delà de 160 visites, la diminution de clics recommandation tend à se stabiliser. Cet effet est certainement dû au fait qu’à partir de $V_{(81 : 160)}$, les utilisateurs n’utilisent pratiquement plus l’agent de *Data Crawler*.

Tableau 33. Évolution du nombre de clics recommandation (CR) en fonction du nombre de visites (V)



Nombre de clics recommandation (CR)

Nombre de visites (V)	Effectif (N)	Moyenne (M1)	Moyenne marginale estimée (M2)	Significativité
V ₍₁₎	14 479	0,16 CR	0,17 CR	$F_{(7,20158)} = 9,275 ; p = 0,000$
V _(2 : 5)	4 027	0,29 CR	0,26 CR	
V _(6 : 10)	740	0,21 CR	0,17 CR	
V _(11 : 20)	402	0,29 CR	0,24 CR	
V _(21 : 40)	187	0,20 CR	0,11 CR	
V _(41 : 80)	108	0,10 CR	0,02 CR	
V _(81 : 160)	80	0,04 CR	-0,13 CR	
V _(> 160)	144	0,01 CR	-0,12 CR	

Les co-variables figurant dans le modèle sont évaluées pour $T = 9,33$ (cf. M2)

Dans le sens des tableaux 26 et 27, les tableaux 32 et 33 permettent de souligner que la disponibilité envers la publicité en ligne et l’expertise dans le domaine des usages du site visité sont deux variables individuelles influant significativement sur l’intensité des usages que les utilisateurs font de l’agent de *Data Crawler*. D’une part, plus les utilisateurs sont

disponibles à la publicité en ligne et plus ils font un usage intensif de cet agent ; d'autre part, plus ils sont experts des sites visités et moins ils en font un usage intensif.

Transition. Un dispositif performatif

Un agent qui joue son rôle

Que pouvons-nous conclure de cette première exploration ? Nous pouvons affirmer que l'agent de recommandation de *Data Crawler* est un dispositif marchand qui est doté d'une certaine performativité pour au moins deux ensembles raisons. D'abord parce que, sur le plan attentionnel, les utilisateurs lui accordent un intérêt significatif comparativement aux autres AOI des fiches de produits : l'agent de *Data Crawler* favorise une lecture exploratoire de ces fiches en faisant entrer les utilisateurs dans des logiques de comparaison. Ensuite, parce que, sur le plan de l'utilisation, plus les utilisateurs en font usage et plus ils tendent :

- à visiter en profondeur le site ;
- à ne pas ouvrir de nœuds subjectivement non pertinents, c'est-à-dire qui sont traités de manière superficielle ;
- à effectuer des parcours plus redondants, moins diversifiés et à interagir plus souvent avec leur panier, c'est-à-dire à entrer plus avant dans le tunnel de conversion.

Bien qu'exploratoires, nos résultats montrent donc que l'agent de *Data Crawler* joue relativement bien son rôle dans la mesure où il tend à faire advenir les représentations de son concepteur et de ses implémenteurs : en provoquant des effets sérendip, l'agent de *Data Crawler* permet effectivement à Ghislain et à ses clients d'économiciser l'exploration des utilisateurs. Soulignons toutefois que la performativité de cet agent ne doit pas être comprise comme mécanique. Il s'agit d'une simple tendance. Par exemple, ce n'est pas parce que les utilisateurs cliquent sur des recommandations qu'ils vont nécessairement acheter un produit. Comme nous l'avons dit en amont, ils ont en revanche 1,5 fois plus de chance d'interagir avec leur panier à chaque fois qu'ils cliquent sur une des suggestions de l'agent. Et ce n'est pas rien quand les utilisateurs se comptent par milliers, voire par millions. Autrement dit, en référence aux travaux d'Alexandre Mallard (2009) et à ceux de Franck Cochoy (2010), l'agent de *Data Crawler* est un dispositif de cadrage cognitif et relationnel qui canalise les activités de navigation de ses utilisateurs. Mais cette canalisation ou, pour reprendre un terme

foucauldien, cette sorte de conduction est réalisée par des *pipelines* et des *guidelines* qui sont faits d'une matière que l'on pourrait qualifier d'inter-psychologique et qui est, dans les faits, très poreuse. Elle est ainsi, toujours au moins un peu, débordée. Notons que nous avons d'ailleurs trouvé que ces capacités de débordement dont disposent les utilisateurs dépendent des variables individuelles que sont leur prédisposition pour la publicité en ligne, leur expertise dans les domaines des usages des TIC et du site considéré. Il faut en ce sens comprendre que le pouvoir d'action de l'agent de *Data Crawler* est exercé avec beaucoup de souplesse. Un peu à la manière des *nudges* de Richard H. Thaler et de Cass R. Sunstein (2008), cet agent véhicule une forme de manipulation douce dans la mesure où les effets sérendip qu'il produit sont des « coups de pouce » qui doivent amener les utilisateurs à explorer plus avant le catalogue en ligne tout en les enrôlant dans le processus d'achat.

Nous comprenons de ce fait que, pour les implémenteurs, l'agent de *Data Crawler* peut constituer un bien dans la mesure où il performe avec une certaine efficacité le script dont il est porteur. Pour autant, pouvons-nous en conclure que cet agent contribue à instituer ce que Michel Callon (2013) appelle un bon marché ? Les services qu'il rend peuvent-ils réellement être considérés comme un bien pour l'ensemble de la communauté ? Étant donné que cette communauté ne peut se réduire au seul groupe que composent les concepteurs et les implémenteurs, nous proposons par la suite de dégager quelques pistes de réflexion sur la façon dont il est possible de mettre en question la pertinence de l'agent de *Data Crawler* du point de vue l'environnement d'usages.

IV. Pertinence de l'agent

Des effets sérendip toujours pertinents ?

Pour les promoteurs des technologies marchandes big data (Kaufman, 2011), les agents de recommandation sont souvent présentés comme produisant des effets bénéfiques pour les utilisateurs. Dans une société où l'information est surabondante, ils doivent leur permettre d'explorer plus facilement leur environnement numérique marchand. Mais, finalement, qu'en est-il du point de vue de ceux qui les utilisent ? Car il ne faut pas, non plus, être naïf. Il ressort clairement de l'ensemble des travaux que nous avons réalisés dans le cadre de cette thèse que

les technologies marchande big data sont conçues et implémentées pour faire du *business*¹⁵⁵. Toute la question est donc de mieux comprendre comment, du point de vue des utilisateurs, l'agent de *Data Crawler* est une manière de les manipuler pour mieux les informer ou une façon de les informer pour mieux les manipuler (Vayre, 2013). À quel point cet agent est-il une manière de faire explorer ses utilisateurs pour les aider à mieux connaître les offres des e-commerçants et à quel point est-il une façon de faire explorer les premiers pour aider les seconds à mieux vendre leurs produits ? Notons qu'en questionnant la pertinence de l'agent de *Data Crawler* dans ces termes, nous ne souhaitons pas, aussi paradoxal que cela puisse paraître, promouvoir une vision manichéenne des logiques qui le traversent. Ce n'est pas parce qu'un utilisateur a une connaissance plus approfondie du marché que ce dernier est nécessairement meilleur. Ce n'est pas, non plus, parce qu'un implémenteur vend mieux ses produits que le marché qui le lie à ses clients est nécessairement plus mauvais. Le problème est plutôt celui de l'équilibre. Il nous semble alors qu'une bonne façon de questionner cet équilibre est de commencer par se poser le problème suivant. Les effets sérendip produits par l'agent de *Data Crawler* sont-ils toujours pertinents du point de vue des activités de navigation de ses utilisateurs ? Autrement dit, même si, dans la société de l'information que nous connaissons aujourd'hui, l'exploration est fortement valorisée (Auray, 2000), les effets produits par cet agent sont-ils appropriés à toutes situations de recherche d'information sur les marchés numérisés ?

Afin de pouvoir traiter cette problématique, nous avons réalisé les expérimentations 1 et 2 mentionnées plus haut et que nous présenterons plus en détail un peu après. Dans le but de rendre compte des grandes logiques qui sous-tendent leur conception, nous souhaitons commencer par exposer comment ces deux expérimentations s'insèrent au sein d'une revue critique de la littérature que nous avons réalisée à propos des travaux portant sur les usages des agents de recommandation. Il nous faut d'emblée souligner que les études que nous avons considérées ont essentiellement été effectuées par des chercheurs issus des sciences de la gestion, de l'informatique et de l'ergonomie puisqu'à notre connaissance, peu de travaux issus de la sociologie portent sur les usages de ces technologies¹⁵⁶.

¹⁵⁵ Cette expression est souvent mobilisée et revendiquée par les acteurs eux-mêmes.

¹⁵⁶ Bien entendu, nous parlons exclusivement du cas des agents de recommandation puisque, comme nous l'avons vu dans l'introduction générale de cette thèse, il existe aujourd'hui plusieurs sociologues qui ont travaillé sur les technologies big data, à commencer par Dominique Boullier (2016), Dominique Cardon (2015b), Sami Coll (2015), Emmanuel Kessous (2012) et l'ensemble des contributeurs à l'ouvrage qu'ont coordonné Pierre-Michel Menger et Simon Paye (2016).

IV.1. Théorie et méthodologie

État de l'art

Bien que la sociologie se soit jusqu'à aujourd'hui assez peu intéressée aux usages des agents de recommandation, il existe de nombreuses études, notamment dans le domaine des sciences de gestion, qui ont examiné les effets de leur présence sur la prise de décision des utilisateurs. Précisons que les résultats de recherches que nous exposons par la suite ne peuvent pas être confrontés à ceux de l'enquête exploratoire que nous venons de présenter dans la section III. Ils reposent en effet sur des expérimentations qui visent à comparer :

- une situation témoin où il n'y a pas d'agent de recommandation sur les fiches de produits ;
- une situation expérimentale où un agent de recommandation est présent sur ces mêmes fiches.

Or, l'ensemble des résultats que nous avons présentés plus haut portent exclusivement sur des situations de navigation où l'agent de *Data Crawler* est présent¹⁵⁷.

IV.1.1. Agents de recommandation et prise de décision

Des résultats divergents

Les résultats des études que nous avons considérées peuvent être regroupés autour de deux grandes dimensions : l'effort et la qualité de la décision. Concernant l'effort de la décision, il ressort que la présence des agents de recommandation tend à diminuer celui des utilisateurs en réduisant :

- le nombre de fiches de produits examinées durant le parcours de navigation (Dellaert & Häubl, 2005 ; Moore & Punj, 2001) ;

¹⁵⁷ Notons que cette précision ne recouvre aucune critique implicite puisque nos expérimentations 1, 2 et 3 consistent à comparer une situation témoin où l'agent de *Data Crawler* est absent et une situation expérimentale où il est présent. Notre remarque vise simplement à éviter toute forme d'ambiguïté dans la compréhension des différents résultats que nous exposons dans ce chapitre.

- le nombre de fiches de produits inspectées dans le détail durant le parcours de navigation (Häubl & Trifts, 2000) ;
- la durée du parcours de navigation ainsi que celle des tâches de recherche et de sélection de produits complémentaires (Hostler, Yoon & Guimaraes, 2005 ; Pedersen, 2000 ; Vijayarathy & Jones, 2001).

Erik L. Olsong et Robert E. Widing (2002) montrent en ce sens que les agents de recommandation permettent aux utilisateurs de bénéficier objectivement et subjectivement d'un temps de décision plus long. Il est toutefois important de souligner que l'ensemble de ces résultats ne font pas l'unanimité puisque Rex E. Pereira (2001) soutient par exemple que les utilisateurs des agents de recommandation sont conduits à considérer de plus grands ensembles de fiches de produits. Et, selon l'auteur, ceci pourrait indiquer une augmentation de l'effort de décision en présence des agents de recommandation.

Concernant la qualité de la décision, les travaux disponibles montrent que la présence des agents de recommandation tend à améliorer celle des utilisateurs en termes :

- de préférences (Dellaert & Häubl, 2005 ; Hostler, Yoon & Guimaraes, 2005 ; Pereira, 2001) ;
- de confiance (Heijden & Sorensen, 2002 ; Olson & Widing, 2002 ; Pereira, 2001) ;
- de choix d'alternatives non dominées¹⁵⁸ (Häubl & Murray, 2006 ; Häubl & Trifts, 2000 ; Heijden & Sorensen, 2002) ;
- de commutation de produits (Häubl & Murray, 2006 ; Häubl & Trifts, 2000 ; Olson & Widing, 2002).

Toutefois, comme dans le cas de l'effort de la décision, ces résultats ne font pas l'objet d'un consensus puisque d'autres chercheurs ont trouvé que l'utilisation des agents de recommandation n'impacte pas le niveau de confiance accordé à la décision (Hostler, Yoon & Guimaraes, 2005), voire le réduit (Vijayarathy & Jones, 2001), ou encore, qu'elle n'a aucune influence sur la qualité de la décision (Swaminathan, 2003).

D'une manière générale, les travaux antérieurs montrent que les agents de recommandation ne constituent pas un remède miracle au problème de la prise de décision des utilisateurs

¹⁵⁸ C'est-à-dire des produits qui ont préalablement été étiquetés comme faisant partie des meilleurs rapports qualité/prix.

(Broniarczyk & Griffin, 2014). Ces travaux semblent en effet souligner que, dans l'ensemble, si la présence des agents de recommandation peut permettre aux utilisateurs de considérer plus facilement des produits qui n'ont pas été déjà inspectés (Dellaert & Häubl, 2012 ; Häubl & Trifts, 2000), elle peut également avoir pour effet de diminuer la qualité de leur prise de décision en augmentant le nombre d'alternatives à considérer (Diehl, 2005). Ces divergences de résultats ne permettent donc pas d'établir des hypothèses fortes concernant l'influence positive ou négative des agents de recommandation sur la prise de décision des utilisateurs. Elles permettent néanmoins de faire l'hypothèse faible que l'utilisation des agents de recommandation impacte la prise de décision des utilisateurs.

En nous fondant sur les travaux de Benedict Dellaert et de Gerald Häubl (2005), de Gerald Häubl et de Valerie Trifts (2000), d'Éric R. Hostler et de ses collègues. (2005), de Robert Moore et de Girish Punj (2001), de Per E. Pedersen (2000), de Rex E. Pereira (2001), d'Erik L. Olsong et Robert E. Widing (2002), et de Leo R. Vijayarathy et de Joseph M. Jones (2001), partant du principe que la prise de décision des utilisateurs est une tâche primaire qui découle d'une tâche secondaire de recherche d'information (Pirolli & Card, 1999 ; Rouet & Tricot, 1996), nous pouvons faire l'hypothèse que la présence des agents de recommandation impacte les activités de recherche d'information au même titre que celles de prise de décision. En effet, si les agents de recommandation sont des outils d'aide à la décision de l'utilisateur, ils font aussi partie de la famille des outils de publicité en ligne qui sont mis à la disposition des e-commerçants. Comme nous l'avons vu précédemment, ils sont conçus dans l'objectif d'attirer l'attention des utilisateurs en leur proposant des produits susceptibles de les intéresser et de provoquer ainsi leur désir de façon à déclencher l'achat (*cf.* le modèle AIDA ; Strong, 1925). Du point de vue de la fiche du produit à l'intérieur de laquelle ils sont généralement intégrés, les agents de recommandation peuvent être considérés comme des bannières publicitaires affichant des offres susceptibles d'intéresser les utilisateurs. À la manière des autres formes de publicité en ligne, les agents de recommandation sont donc une source d'information supplémentaire qui peut potentiellement constituer une charge cognitive extrinsèque affectant les activités de recherche d'information des utilisateurs (Simola, Kuisma, Öörni, Uusitalo & Hyönä, 2011 ; Sweller, 1988).

De nombreuses études ont en effet pointé les limites des travaux de Jan P. Benway et de David M. Lane (1998), de Xavier Drèze et de François-Xavier Hussherr (2003), ou encore, ceux d'Irene Stenfors et de ses collègues (2003) selon lesquels la publicité en ligne n'a pas d'effet sur les activités de traitement d'informations (*cf.* le fameux *banner blindness* ;

i.e., l'aveuglement à la bannière) : elles montrent que la publicité en ligne a un impact effectif sur les performances des utilisateurs (Burke, Hornof, Nilsen & Gorman, 2005 ; Cooke, 2008 ; Owens, Chaparro & Palmer, 2011 ; Pasqualotti & Baccino, 2014 ; Simola, Kuisma, Öörni, Uusitalo & Hyönä, 2011 ; Theeuwes & Burger, 1998). Plus précisément, Jaana Simola et ses collègues (2011) ont par exemple constaté que la publicité en ligne est un distracteur dont le traitement constitue, selon la théorie de l'attention (Kahneman, 1973), une tâche secondaire qui vient réduire les ressources cognitives accordées à la tâche principale. À partir de l'analyse du mouvement oculaire de 30 participants durant 3 tâches de lecture pour la compréhension, Jaana Simola et ses collègues montrent en effet que les annonces publicitaires attirent significativement l'attention visuelle des utilisateurs et perturbent significativement leur activité de lecture. Néanmoins, il est important de souligner que, dans notre cas, les agents de recommandation sont une forme de publicité particulière puisqu'ils ont pour fonction de proposer aux utilisateurs des produits qui peuvent potentiellement les intéresser durant leurs activités de recherche d'information marchande. Ils sont donc susceptibles d'interférer avec les performances des utilisateurs différemment des bannières publicitaires.

IV.1.2. Recherche d'information et stratégies de navigation

Recherche et découverte

Pour bien comprendre les formes de distraction que peut impliquer la présence des agents de recommandation, il est important de bien comprendre ce que sont les activités de recherche d'information. Dans le sens des travaux de Nicolas Auray (2000), il existe, selon Ben Shneiderman (1997), deux grands modes de navigation à l'intérieur d'un site d'e-commerce : la recherche et l'exploration qui, notons-le, s'apparentent fortement à ce que Valérie Beaudouin et ses collègues (2001) nomment l'usage et le butinage. Le comportement de recherche est dit spécifique lorsque l'utilisateur cherche une information particulière (e.g., trouver la capacité de stockage de tel disque dur) et il est dit étendu lorsque l'utilisateur cherche des informations liées à une cible générique (e.g., trouver les prix des différents disques durs dont la capacité de stockage est de 1.5 To). Le comportement d'exploration est dit finalisé lorsque l'utilisateur cherche quelque chose de particulier sans pour autant savoir ce qu'il peut trouver (e.g., trouver un disque dur dont la capacité de stockage est de 1.5 To sur le site de tel e-commerçant) et il est dit de disponibilité lorsque l'utilisateur cherche à découvrir une ou plusieurs informations sans pour autant avoir eu préalablement le besoin de les obtenir

(e.g., découvrir les caractéristiques d'un ordinateur portable qui vient d'être affiché par un agent de recommandation). Du point de vue de l'ergonomie cognitive et des sciences de la documentation, ces quatre comportements de navigation peuvent être compris à travers les trois types de recherche d'information mis en avant par Gary Marchionini (1995). Le premier est celui de la recherche dirigée et correspond aux comportements de recherche spécifique et étendu de Ben Shneiderman (1997). Le second est celui de la recherche semi-dirigée et renvoie aux comportements d'exploration finalisée de Ben Shneiderman. Le troisième est celui de la recherche non dirigée et correspond aux comportements exploratoires de disponibilité de Ben Shneiderman.

Bien qu'il existe de très nombreuses modélisations des activités de recherche d'information (Dinet, Chevalier & Tricot, 2012), il est possible d'en dégager deux permettant de représenter les activités cognitives impliquées dans les activités de recherche d'information dirigée, semi-dirigée et non dirigée. La première est celle de Joseph Sharit et ses collègues (2008). Elle présente l'activité de recherche d'information comme une activité de résolution de problème et peut être exposée à travers trois processus cycliques :

- la représentation du problème à résoudre à travers laquelle la définition du problème est intériorisée par la conception d'une représentation mentale des éléments à rechercher ;
- la planification d'une méthode permettant d'atteindre la solution du problème consistant souvent à diviser ce dernier en plusieurs sous problèmes ;
- l'exécution consistant en la mise en action des opérations élaborées lors du processus de planification¹⁵⁹.

¹⁵⁹ Il est important de bien comprendre que les trois processus présentés (i.e., représentation, planification et exécution) sont cognitifs et sont souvent réalisés inconsciemment. Plus exactement, ils renvoient à des activités pragmatiques ordinaires. S'il était possible d'en rendre compte de façon verbalisée, ces processus pourraient probablement être présentés un peu à la manière de l'exemple qui suit : « À cet instant précis, je recherche un pantalon. Pour affiner mon choix, il faut que je regarde un peu l'offre proposée. Pour cela, il faut que je formule un ou plusieurs mots-clés et que je les tape dans le moteur recherche. Comme j'aime bien le noir, je vais taper « pantalon noir ». Pour ce faire, il faut néanmoins que je trouve l'espace qui me permettra d'entrer mes mots-clés [cf. les phases de représentation du problème et de planification d'une méthode]. Je cherche cet espace, je le trouve et je tape mes mots-clés [cf. la phase d'exécution] ». Nous souhaitons alors insister sur le fait que ces processus de représentation, de planification et d'exécution ne doivent pas être saisis sous l'angle de la rationalité substantive, mais sous celui de la rationalité procédurale (Simon, 1992). Ce point est fondamental puisque certains auteurs, qui partagent le point de vue de Prabu David et de ses collègues (2007), ont vivement critiqué les modèles de recherche d'information purement rationalistes. C'est par exemple le cas d'André Tricot (2006) qui a pointé les limites des travaux de Peter Pirolli et de Stuart K. Card (1999). Autrement dit, si les activités de recherche d'information que nous décrivent Prabu David *et al.* (2007) sont effectivement sous-

En mettant l'accent sur les activités de représentation du besoin d'information (Cho, 2001) et de planification des procédures permettant d'y répondre, ce premier modèle permet de représenter les deux types de recherche d'information que sont la recherche dirigée et semi-dirigée (Marchionini, 1995). Il est en ce sens une bonne manière de rendre compte des stratégies de navigation orientées par la finalité¹⁶⁰ que nous appellerons par la suite les stratégies de recherche d'information (Vayre, 2015b). La deuxième modélisation est celle de Prabu David et ses collègues (2007). Elle présente l'activité de recherche d'information comme une activité d'exploration et peut également être exposée par le biais d'une boucle de trois processus :

- la préparation qui commence lorsque l'utilisateur a cliqué sur un lien ou sur un menu ;
- l'exploration à travers laquelle l'utilisateur navigue, consulte les résultats et traite les informations affichées ;
- la consolidation qui consiste à évaluer les résultats en fonction des objectifs de la phase de préparation qui sont ainsi reconfigurés et adaptés lors de la préparation du cycle suivant.

Bien que cette modélisation puisse aussi rendre compte des activités de recherche dirigée et semi-dirigée, elle se distingue de celle de Joseph Sharit et ses collègues (2008) dans le sens où elle permet également de représenter le troisième type de recherche d'information qu'est la recherche non dirigée (i.e., le butinage ; cf. Beaudouin, Cardon & Mallard, 2001 ; Marchionini, 1995). Si l'on considère que la préparation peut consister à cliquer sur un lien sans avoir vraiment d'objectif (voire à cliquer par hasard), le cycle préparation-exploration-consolidation est en effet une façon de modéliser les activités de recherche d'information dont les buts sont flous (voire inexistantes). Plus précisément, cette modélisation peut représenter les stratégies de découverte d'information qui se situent en dessous des activités de recherche d'information dans le sens où les stratégies de découverte d'information consistent précisément à circonscrire le champ d'investigation et à définir les éléments de

tendues par des buts, ces derniers sont définis durant le processus de recherche d'information un peu à la manière dont James G. March (1991b) décrit la prise de décision au sein des organisations. En référence à l'illustration que nous avons mobilisée plus haut, nous pourrions ainsi dire qu'après avoir pris connaissance de quelques pantalons noirs proposés dans la liste des résultats, notre personnage fictif peut réorienter sa représentation du problème vers la recherche de chaussures bleues, puis vers celle d'un chapeau rouge sans pour autant l'avoir planifiée lorsqu'il cherchait un pantalon noir. Ajoutons que ces réorientations peuvent d'ailleurs être la résultante de stratégies de découverte d'information dont nous parlons juste après (cf. Vayre, 2015b).

¹⁶⁰ En référence aux travaux de Max Weber ([1905] 1964 ; [1919] 1959), cette finalité peut-être d'ordre rationnelle, axiologique, mais aussi affective et/ou traditionnelle.

problématisation permettant de construire un objectif de recherche d'information (Vayre, 2015b). Par conséquent, en opposition aux stratégies de recherche d'information qui sont orientées par la finalité, le modèle de Prabu David et ses collègues (2008) permet de rendre compte des comportements de navigation orientés par le moyen que recouvrent les stratégies de découverte d'information.

IV.1.3. Agents de recommandation et stratégies de navigation

Simplifier la découverte, compliquer la recherche

Comme nous l'avons vu précédemment, du point de vue de la conception, lorsqu'un utilisateur se rend sur un site d'e-commerce, quel que soit le niveau de formalisation du but de sa recherche, il est nécessairement amené à lancer une requête plus ou moins explicite en utilisant le moteur de recherche, les différentes rubriques, ou encore, les différents liens présents sur le site. Une fois cette requête effectuée, l'utilisateur se trouve face à de multiples résultats qui sont généralement un ensemble de produits plus ou moins diversifiés en fonction des critères de recherche sélectionnés. Il est donc conduit à traiter cette liste de produit. Une fois cette phase de traitement réalisée, trois types d'action sont possibles : soit l'utilisateur lance une nouvelle requête (consistant par exemple à préciser la première) ; soit il clique sur un produit ayant fait l'objet de son attention ; soit il quitte le site¹⁶¹. Si l'utilisateur décide de cliquer sur un produit et que la fiche de ce produit ne comporte pas d'agents de recommandation, il se trouve devant différentes caractéristiques permettant de qualifier ce bien (cf. figure 82 ; fiche du produit 2). Il se lance donc dans un traitement plus ou moins superficiel de ces différents attributs. Quatre types d'actions sont alors possibles :

- soit l'utilisateur place le produit dans le panier ou l'achète directement ;
- soit il lance une nouvelle requête ;
- soit il retourne sur la liste des produits précédents ;
- soit il quitte le site.

¹⁶¹ Précisons qu'ouvrir une fenêtre pour lancer une nouvelle recherche ou encore toute autre forme d'engagement dans une activité annexe est une manière de quitter le site. Toutefois, un peu comme dans le cas de la visite d'un magasin physique, il est bien entendu possible de sortir de l'environnement numérique que forme un catalogue en ligne pour y revenir après.

Si l'utilisateur décide de cliquer sur un produit et que la fiche de ce produit comporte un agent de recommandation, il se trouve devant différentes caractéristiques permettant de qualifier le produit, mais aussi devant une série de produits susceptibles de l'intéresser (cf. figure 82 ; fiche du produit 1). Il se lance donc dans un traitement plus ou moins superficiel des différents attributs du produit principal et de ceux des produits secondaires proposés par l'agent de recommandation. Cinq types d'actions sont possibles :

- soit l'utilisateur place le produit dans le panier ou l'achète directement ;
- soit il lance une nouvelle requête ;
- soit il retourne sur la liste des produits précédents ;
- soit il clique sur un des produits suggérés par l'agent de recommandation ;
- soit il quitte le site.

En référence à ce que nous avons dit dans la section II, toujours sur le plan de la conception, les agents de recommandation forment des affordances (Gibson, 1966) destinées à susciter une certaine disposition à la sérendipité chez ses utilisateurs. En proposant à ces derniers, au niveau de la fiche du produit, des offres susceptibles de les intéresser, l'agent de recommandation doit placer les utilisateurs dans une situation d'exploration et de comparaison de différentes alternatives. Au regard de la littérature (Häubl & Murray, 2006 ; Häubl & Trifts, 2000 ; Olson & Widing, 2002) et de l'enquête exploratoire que nous avons présentée dans la section III, les affordances que constituent les agents de recommandation sont plutôt efficaces. Elles tendent à conduire les utilisateurs à explorer le catalogue des produits en les amenant à entrer dans des logiques de comparaison et ainsi à considérer différentes alternatives. Cela veut dire que les agents de recommandation peuvent réellement aider les utilisateurs à désengager leur attention en les amenant à considérer différentes offres qu'ils n'ont pas préalablement recherchées. Cependant, il nous semble que ce type d'effet sérendip peut avoir des conséquences plus ou moins positives ou négatives selon la stratégie de navigation mobilisée par l'utilisateur à un instant t.

Lorsque que son besoin d'information est mal défini, les suggestions proposées par l'agent de recommandation peuvent en effet aider l'utilisateur en lui permettant de mieux circonscrire et formaliser son problème de recherche d'information. Dans le prolongement des travaux de Benedict Dellaert et de Gerald Häubl (2005), de Gerald Häubl et de Valerie Trifts (2000),

d'Éric R. Hostler et de ses collègues. (2005), de Robert Moore et de Girish Punj (2001), de Per E. Pedersen (2000), d'Erik L. Olsson et de Robert E. Widing (2002), et de Leo R. Vijayarathy et de Joseph M. Jones (2001), les agents de recommandation pourraient ainsi favoriser la prise de décision des utilisateurs en facilitant les stratégies de découverte d'information. Cependant, en proposant à l'utilisateur des produits susceptibles de l'intéresser, l'agent de recommandation peut également attirer son attention et lui faire oublier, par exemple, qu'il a cliqué sur tel disque dur afin d'observer telle caractéristique. Autrement dit, en lui soumettant des offres qu'il ne cherche pas *a priori*, l'agent de recommandation peut intéresser l'utilisateur et le faire dévier de ses objectifs en l'amenant à adopter des logiques de comparaison et d'exploration d'autres alternatives (Häubl & Murray, 2006 ; Häubl & Trifts, 2000 ; Olson & Widing, 2002). Par conséquent, ces effets sérendip peuvent ne pas toujours être positifs dans la mesure où ils sont susceptibles de perturber les activités de l'utilisateur en venant interférer avec la poursuite de leurs potentiels buts de recherche d'information (Rouet & Tricot, 1996). Dans le sens des travaux de Rex E. Pereira (2001), d'Éric R. Hostler et de ses collègues (2005), de Leo R. Vijayarathy et de Joseph M. Jones (2001), ou encore, de Vanitha Swaminathan (2003), les agents de recommandation pourraient de ce fait défavoriser la prise de décision des utilisateurs en perturbant leurs stratégies de recherche d'information.

IV.1.4. Hypothèses théoriques

Quatre

Les agents de recommandation sont une forme de publicité en ligne. Nous pouvons faire l'hypothèse théorique que celui de *Data Crawler* est un distracteur qui influe sur les activités de recherche d'information de ses utilisateurs. Néanmoins, les agents de recommandation sont des types de distracteur particulier puisqu'ils peuvent potentiellement avoir des effets positifs ou négatifs en fonction des stratégies de navigation adoptées par les utilisateurs. Nous pouvons en ce sens faire les hypothèses théoriques que l'agent de *Data Crawler* est susceptible d'encourager les stratégies de découverte d'information et de perturber les stratégies de recherche d'information.

- H₁ : l'agent de *Data Crawler* est un distracteur qui influe sur les activités de recherche d'information des utilisateurs.

- H₂ : la présence de l'agent de *Data Crawler* est susceptible de favoriser les stratégies de découverte d'information.
- H₃ : la présence de l'agent de *Data Crawler* est susceptible de perturber les stratégies de recherche d'information.

Ajoutons que Dan Diaper et Peter Waelend (2000), Magnus Pagendarm et Heike Schaumburg (2006), Jaana Simola et ses collègues (2011) soutiennent que les tâches qui impliquent un haut niveau d'activation du système de contrôle cognitif sont moins affectées par l'effet distracteur de la publicité. Par exemple, Jaana Simola et ses collègues montrent que les utilisateurs observent plus fréquemment et plus longtemps les annonces publicitaires lorsqu'ils effectuent des tâches de navigation libre que lorsqu'ils font des tâches de lecture pour la compréhension. Par conséquent, à la manière des autres formes de publicité en ligne, nous pouvons faire l'hypothèse théorique que les effets sérendip produits par l'agent de *Data Crawler*, qu'ils soient positifs ou négatifs, doivent diminuer en fonction du niveau de régulation cognitive impliqué dans la tâche.

- H₄ : l'effet de distraction associé à la présence de l'agent de *Data Crawler* diminue en fonction du niveau de contrôle cognitif impliqué dans la tâche.

IV.1.5. Mesures oculométriques

Des indicateurs objectifs

Dans le domaine des interactions hommes-machines, l'évaluation des activités de recherche d'information est généralement réalisée à travers des mesures de charge cognitive. Il existe de multiples indicateurs de charge cognitive dite subjective ou objective. Du point de vue des mesures objectives, celles réalisées à l'aide des technologies d'enregistrement du mouvement oculaire font parties des plus intéressantes. Ces dernières sont souvent interprétées à l'aide de la théorie de la charge cognitive de John Sweller (1988).

IV.1.5.1. La théorie de la charge cognitive

Une hypothèse empirique

Selon John Sweller (1988), il existe trois types de charge cognitive. La charge extrinsèque est liée au nombre d'informations véhiculées par le média et à la manière dont ces informations sont présentées. La charge extrinsèque peut être allégée de deux façons : en réduisant la quantité d'informations véhiculées par le média ou en modifiant la présentation des informations. La charge intrinsèque est directement liée à la tâche. La seule manière de la diminuer et de supprimer certains des éléments qui composent la tâche. Elle varie en fonction du niveau d'expertise de l'utilisateur. La charge essentielle assure l'intégration des connaissances dans la mémoire à long terme. C'est elle qui permet à l'utilisateur de développer de nouvelles connaissances. De ce point de vue, la présence de l'agent de *Data Crawler* sur les fiches de produits constitue un ajout d'information qui peut représenter une augmentation de la charge cognitive extrinsèque. Il est ainsi susceptible d'alourdir la charge cognitive intrinsèque impliquée dans les activités de lecture des informations présentées sur la fiche du produit. Néanmoins, les travaux antérieurs ne semblent pas confirmer cette hypothèse puisque, comme nous l'avons vu précédemment, ils tendent à montrer que la présence des agents de recommandation diminue l'effort de la décision en facilitant et en favorisant la comparaison et l'exploration de nouvelles alternatives (Diehl, 2005 ; Häubl & Murray, 2006 ; Häubl & Trifts, 2000 ; Olson & Widing, 2002). D'après la théorie de la charge cognitive et du point de vue de la fiche du produit, ce phénomène peut être expliqué à partir de l'hypothèse empirique suivante.

- H_e : en ajoutant de l'information à la fiche du produit, l'agent de *Data Crawler* est une charge extrinsèque supplémentaire qui conduit ses utilisateurs à adopter des stratégies de lecture moins profondes et plus dispersées de façon à diminuer la charge intrinsèque impliquée dans la tâche de traitement de la fiche du produit.

Cette stratégie consisterait ainsi à éliminer certaines informations à traiter en effectuant une lecture plus superficielle de cette fiche.

Une telle hypothèse est intéressante dans le sens où elle rejoint différents travaux issus du domaine du contrôle aérien qui montrent qu'une attention sélective élevée se produit généralement dans des situations où la charge cognitive engagée dans la tâche est forte

(Cabon, Farbos & Mollard, 2000 ; Endsley & Rodgers, 1998 ; Willems, Allen & Stein, 1999). Elle concorde également avec l'idée que ces effets « tunnel », qui permettent d'éviter la saturation du système central de traitement des informations, peut recouvrir des conséquences indésirables. Plus le traitement d'un élément est profond et focalisé, et plus le risque de manquer d'autres éléments annexes augmente (Kosslyn, Ball & Reiser, 1978 ; Tole, Stephens, Harris & Ephrath, 1982). Dans le sens des travaux d'Yves Citton (2014 ; cf. sa notion d'attention flottante), le désengagement attentionnel apparaît comme particulièrement important dans les tâches de préparation, d'exploration et de consolidation qui sont impliquées dans les stratégies de découverte d'information (David, Song, Hayes & Fredin, 2007). Afin de pouvoir réaliser les activités permettant de découvrir et de sélectionner correctement les informations nécessaires à la construction d'une stratégie de recherche d'information, il est effectivement préférable de ne pas manquer des éléments périphériques qui pourraient être pertinents. H_e permettrait ainsi d'expliquer empiriquement comment la présence de l'agent de *Data Crawler*, en conduisant les utilisateurs à adopter des stratégies de lecture moins profonde et plus dispersée des fiches de produits, favoriserait les stratégies de découverte d'information.

H_e nous semble alors d'autant plus intéressante qu'elle rejoint également les travaux de Donald E. Broadbent (1958). Ce dernier soutient en effet que ce sont les processus d'attention sélective qui permettent aux individus de focaliser leur attention sur les informations pertinentes de façon à pouvoir les traiter en profondeur en filtrant les informations périphériques inutiles à la réalisation de la tâche. Cette capacité d'engagement attentionnel apparaît alors comme particulièrement importante dans les tâches de représentation, de planification et d'exécution qui sont impliquées dans les stratégies de recherche d'information (Sharit, Hernandez, Czaja & Pirolli, 2008). C'est en effet cette capacité qui permet aux utilisateurs de garder en mémoire de travail les trois types de représentation que sont celle du but, celle de la stratégie de sélection et celle du contenu traité qui sont au cœur des activités de recherche d'information dirigée et semi-dirigée. H_e permettrait ainsi d'expliquer empiriquement comment l'agent de *Data Crawler* peut perturber les stratégies de recherche d'information.

IV.1.5.2. Choix des variables dépendantes

Pour tester H_e

Afin de pouvoir tester H_e , nous proposons de mobiliser deux grands types de mesures oculométriques : les mesures temporelles et de comptage ; et, les mesures spatiales (Lai *et al.* 2013).

Les mesures temporelles et de comptage sont le plus souvent mobilisées pour étudier les interactions homme-machine (Lai *et al.* 2013). Elles renvoient principalement aux activités de traitement de l'information. Les mesures les plus importantes sont la durée de fixation et le nombre de fixations. Il est effectivement communément admis que ces deux indicateurs permettent de mesurer l'intensité de l'attention que les participants accordent aux informations (Just & Carpenter, 1976). Dans le cas de la recherche d'information dans les documents électroniques, ces mesures témoignent souvent des centres d'intérêt, ou encore, des difficultés d'identification et d'intégration des informations induites par l'interface (Lai *et al.* 2013). Plus exactement, la durée de fixation reflète le niveau de traitement accordé à l'information. Elle indique une difficulté à extraire l'information ou un engagement cognitif/émotionnel vis-à-vis de cette information (Just & Carpenter, 1976). Le nombre de fixations montre le degré d'importance que le participant accorde ou non aux informations véhiculées par le document (Chen & Epps, 2013). D'une manière générale, le nombre de fixations et la durée de fixation sont donc deux mesures permettant d'indiquer la profondeur du traitement que les participants font d'une ou plusieurs zones d'intérêts d'un document. Le nombre de fixations et la durée de fixation sont ainsi les deux premières variables dépendantes que nous avons choisies de mobiliser afin de tester H_e .

Toujours dans le domaine des études des interactions homme-machine, les mesures spatiales sont moins souvent utilisées que les mesures temporelles et de comptage (Lai *et al.* 2013). Elles sont pourtant des indicateurs pertinents des activités de lecture des documents électroniques. Elles peuvent en effet refléter des difficultés visuelles (i.e., des problèmes de visibilité ou de lisibilité) ou attentionnelles (i.e., un déficit ou un excès d'engagement attentionnel ; Lai *et al.* 2013). Les mesures spatiales permettent, entre autre, de construire différents indices de transition. Ces derniers sont souvent utilisés comme des indicateurs de dispersion puisqu'ils représentent la fréquence selon laquelle le regard circule d'une zone d'intérêt à une autre (Vivian, 1990). Afin de pouvoir rendre compte de la complexité des

balayages visuels effectués par les participants et de pouvoir les comparer, nous avons élaboré un indice de complexité C à partir des zones d'intérêts exposées dans la figure 81.

Plus exactement, l'indice de complexité C est calculé à partir des quatre indicateurs suivants.

Un indicateur d'ampleur du balayage visuel A tel que $A = T^2 + D^2$ avec :

- T = le nombre total d'*AOI* observées durant le balayage visuel de la fiche du produit ;
- D = le nombre total d'*AOI* différentes observées durant le balayage visuel de la fiche du produit.

Interprétation : plus A tend à être élevé et plus le participant tend à avoir observé un grand nombre d'*AOI* et à avoir observé des *AOI* différentes.

Un indicateur de redondance du balayage visuel R tel que $R = r_a^2 + \dots + r_e^2$ avec :

- r = le nombre total de fois où chaque *AOI* est observée durant le balayage visuel de la fiche du produit.

Interprétation : plus R tend à être élevé et plus le participant tend à avoir réalisé un balayage visuel focalisé sur un petit nombre d'*AOI* différentes.

Un indicateur de fréquence de la redondance du balayage visuel f tel que $f = f_a^2 + \dots + f_e^2$ avec :

- $f = 1$ à chaque fois qu'une même *AOI* est répétée une fois sur deux (e.g., a-b-a) ;
- $f = 0,75$ à chaque fois qu'une même *AOI* est répétée une fois sur trois (e.g., a-b-c-a) ;
- $f = 0,5$ à chaque fois qu'une même *AOI* est répétée une fois sur quatre (e.g., a-b-c-d-a) ;
- $f = 0,25$ à chaque fois qu'une même *AOI* est répétée une fois sur cinq (e.g., a-b-c-d-e-a).

Interprétation : plus f tend à être élevé et plus la redondance du balayage visuel du participant tend à être concentrée sur une même séquence d'observation.

L'indice de complexité C est calculé à partir de la formule suivante :

$$C = A - (R + F)$$

Il sous-tend donc la définition suivante : un balayage visuel complexe est un balayage visuel ample qui fait l'objet d'une faible redondance qui est peu fréquente. Par exemple, le balayage visuel A-D-A-D-A a un indice de complexité C de 19, A-B-C-D-E de 37, A-D-A-D-A-D-A-D-A-D de 38 et A-B-C-D-E-A-B-C-D-E de 99,75. Autrement dit, plus un balayage visuel est associé à un indice de complexité C faible et plus il tend à être focalisé sur un petit nombre d'AOI identiques. À l'inverse, plus un balayage visuel est associé à un indice de complexité C élevé et plus il tend à être dispersé sur un grand nombre d'AOI différentes. L'indice de complexité C est la troisième variable dépendante que nous avons choisi de mobiliser afin de tester notre hypothèse empirique.

IV.1.6. Hypothèses opérationnelles

Six

Nous avons fait les hypothèses théoriques que l'agent de *Data Crawler* est un distracteur (H_t1) qui est susceptible de favoriser les stratégies de découverte d'information (H_t2), de perturber les stratégies de recherche d'information (H_t3), et que cet effet distracteur diminue en fonction du contrôle cognitif impliqué dans la tâche (H_t4). Compte tenu du fait que les stratégies de recherche d'information nécessitent un traitement profond et focalisé, et que les stratégies de découverte d'information nécessitent un traitement superficiel et dispersé, nous avons opérationnalisé ces hypothèses théoriques à partir de l'hypothèse empirique qui suit. La présence de l'agent de *Data Crawler* diminue la charge cognitive intrinsèque impliquée dans le traitement des fiches de produits en conduisant ses utilisateurs à adopter une stratégie de lecture moins profonde et plus dispersée. Dans l'objectif de pouvoir tester cette hypothèse, nous avons dégagé trois variables dépendantes associées à trois types de mesure oculométrique. À partir de ces variables dépendantes, il est possible d'établir les six hypothèses opérationnelles suivantes.

- H_o1 : la présence de l'agent de *Data Crawler* diminue le nombre de fixations que les participants effectuent en moyenne sur une ou plusieurs AOI de la fiche du produit sans pour autant augmenter le nombre de fixations qu'ils effectuent en moyenne sur une ou plusieurs autres de ses AOI.

- H₀₂ : la présence de l'agent de *Data Crawler* diminue la durée de fixation que les participants effectuent en moyenne sur une ou plusieurs AOI de la fiche du produit sans pour autant augmenter la durée de fixation qu'ils effectuent en moyenne sur une ou plusieurs autres de ses AOI.
- H₀₃ : la présence de l'agent de *Data Crawler* augmente la complexité moyenne du balayage visuel effectué par les participants pour lire la fiche du produit.
- H₀₄ : du point de vue du nombre de fixations, l'effet distracteur de l'agent de *Data Crawler* est plus élevé dans une tâche impliquant un faible niveau de contrôle cognitif (cf. section suivante : expérimentation 1) que dans une tâche impliquant un haut niveau de contrôle cognitif (cf. section suivante : expérimentation 2).
- H₀₅ : du point de vue de la durée de fixation, l'effet distracteur de l'agent de *Data Crawler* est plus élevé dans une tâche impliquant un faible niveau de contrôle cognitif (cf. section suivante : expérimentation 1) que dans une tâche impliquant un haut niveau de contrôle cognitif (cf. section suivante : expérimentation 2).
- H₀₆ : du point de vue de l'indice de complexité C, l'effet distracteur de l'agent de *Data Crawler* est plus élevé dans une tâche impliquant un faible niveau de contrôle cognitif (cf. section suivante : expérimentation 1) que dans une tâche impliquant un haut niveau de contrôle cognitif (cf. section suivante : expérimentation 2).

IV.2. Expérimentations

cf. section III.1.1

Afin de pouvoir tester l'ensemble de nos hypothèses, nous avons réalisé deux expérimentations qui s'insèrent dans le cadre plus général du dispositif d'enquête que nous avons présenté dans la section III.1.1. Ces deux expérimentations ont donc été effectuées auprès du même échantillon d'étudiants que nous avons présenté dans cette même section.

IV.2.1. Matériel

Oculomètre, ANOVA et Friedman

Pour l'enregistrement du mouvement oculaire, l'enregistrement et le traitement des données, nous avons utilisé le même matériel que nous avons exposé dans la section III.1.1. Étant donné que chaque participant a été exposé aux situations témoin et expérimentale de chaque expérimentation (*cf.* les deux sections qui suivent), nous avons réalisé des analyses de variance intra-sujet notées ANOVA intra-sujet. Rappelons que l'ANOVA est un test statistique permettant de mesurer l'influence d'une ou plusieurs variables indépendantes catégorielles sur la distribution d'une variable dépendante continue. L'avantage des ANOVA intra-sujet par rapport aux ANOVA inter-sujet est alors qu'elles permettent d'éviter que les effets mesurés soient dû aux caractéristiques des échantillons de population qui sont comparés. Le désavantage est que les performances mesurées peuvent être contaminées par l'ordre des tâches réalisées. Afin d'éviter cet effet, nous avons systématiquement défini deux groupes de 19 étudiants (G1 et G2) qui ont réalisé chaque expérimentation dans un ordre différent. En outre, nous avons utilisé le test de Friedman pour l'ensemble des données ordinales dont nous disposons puisqu'il est une alternative à l'ANOVA intra-sujet lorsque la variable dépendante mobilisée n'est pas continue, mais ordinale. C'est un test non paramétrique développé pour réaliser des expériences intra-sujet à un facteur.

IV.2.2. Expérimentation 1

Tâche simple d'exploration

L'expérimentation 1 consiste à présenter à chaque participant pendant une durée de 6 secondes les fiches des produits 1 et 2 exposées en suivant.



GPS Backtrack - D-Tour - 360305

Bushnell

★★★★★ [Ecrire un avis](#) | [Lire les avis \(3\)](#)

GPS Backtrack - D-Tour - 360305 Livré avec : 1 BackTrack D-tour, 1 manuel Quick-start Guide, 1 câble USB. [En savoir plus](#)

Promotion du 02/09/2014 au 02/10/2014

Une réduction de 3%

86,33 €

89,00 €

AJOUTER AU PANIER

Une Question? mon-opticien@orange.fr

Délai d'échange et de rétractation de 14 jours

Livraison Offerte*
à partir de 30€
2 à 5 jours selon
disponibilité

Par email

J'aime

0

Tweeter

0

+1

0

Print

Vous aimerez également



GPS Backtrack - D-Tour - 360315

86,33 €

Bushnell

89,00 €



GPS Backtrack - Fishtrack - 360610

144,53 €

Bushnell

149,00 €



GPS BackTrack - Noir - 360411

59,00 €

Bushnell



GPS Backtrack - Hunttrack - 360510

115,43 €

Bushnell

119,00 €

DESCRIPTION

COMMENTAIRES (3)

Modèle : **360305**

Résiste aux intempéries : **Oui**

Couleur : **Rouge**

Type de piles : **3 piles AAA** (env 20h en continu) non fournies

Récepteur GPS : **SIRF IV**

Capacité de stockage : **5 emplacements**

Affichage de la distance : **yards-miles / mètres-kilomètres**

Distance maximum (mi. / km) : **9999**

Précision GPS (yds. /m) : **+/-5**

Boussole numérique : **Calibrage automatique, fonctionne dans le monde entier**

Ecran LCD : **Oui, rétroéclairé**

Extinction automatique : **Oui, après 5mn**

Taille (mm) : **22x68x102**

Taille (mm) : **22x68x102**

Poids (g) : **80**

Heure (12h / 24h) : **Oui**

Température (C° / F°) : **Oui**

Altitude (ft. / m) : **Oui**

Coordonnées GPS : **Latitude et Longitude**

Fonction D-Tour : **Oui**

GPS ultra-simple. Aucune carte à télécharger.

Fonctionne partout dans le monde.

Nouvelle application D-Tour pour enregistrer vos parcours.

Visualisez vos parcours sur Google® Maps avec l'application D-Tour.


Fonctionne sous Windows (XP SP1 ou plus récent) et MAC (10.4.9 ou plus récent).

Enregistre jusqu'à 48 heures de parcours.

Livré avec : 1 BackTrack D-tour, 1 manuel Quick-start Guide, 1 câble USB

Fiche du produit 1

PROMOTION -3%



GPS Backtrack - Fishtrack - 360610
Bushnell

Ecrire un avis





GPS Backtrack - Fishtrack - 360610 Livré avec : 1 BackTrack , 1 manuel Quick-start Guide, 1 câble USB. [En savoir plus](#)


Promotion du 02/09/2014 au 02/10/2014
Une réduction de 3%

144,53 € **AJOUTER AU PANIER**






~~149,00 €~~

Une Question? mon-opticien@orange.fr

 Délai d'échange et de rétractation de 14 jours

Livraison Offerte*
à partir de 30€
2 à 5 jours selon disponibilité

 Par email  J'aime  Tweeter  +1  Pin it

DESCRIPTION	COMMENTAIRES (0)	
Modèle : 360610		Taille (mm) : 22x68x102
Résiste aux intempéries : Oui		Poids (g) : 80
Couleur : Bleu		Heure (12h / 24h) : Oui
Type de piles : 3 piles AAA (env 20h en continu) non fournies		Température (C° / F°) : Oui
Récepteur GPS : SIRF IV		Altitude (ft. / m) : Oui
Capacité de stockage : 5 emplacements		Coordonnées GPS : Latitude et Longitude
Affichage de la distance : yards-miles / mètres-kilomètres		Fonction D-Tour : Oui
Distance maximum (mi. / km) : 9999		GPS ultra-simple. Aucune carte à télécharger.
Précision GPS (yds. /m) : +/-5		Fonctionne partout dans le monde.
Boussole numérique : Calibrage automatique, fonctionne dans le monde entier		Nouvelle application D-Tour pour enregistrer vos parcours.
Ecran LCD : Oui, rétroéclairé		Visualisez vos parcours sur Google® Maps avec l'application D-Tour.
Extinction automatique : Oui, après 5mn		Fonctionne sous Windows (XP SP1 ou plus récent) et MAC (10.4.9 ou plus récent).
		Enregistre jusqu'à 48 heures de parcours.
		Livré avec : 1 BackTrack D-tour, 1 manuel Quick-start Guide, 1 câble USB

Fiche du produit 2

Figure 82. Présentation des fiches de produits exposées lors des expérimentations 1 et 2

Les fiches présentées dans la figure 82 ont été réalisées à partir de captures d'écran du site *A-L.com*. Ces captures d'écran ont été prises sur deux versions du site *A-L.com* :

- une première qui est la version du site ouverte au public et qui a permis de réaliser la fiche du produit 1 qui comporte l'agent de recommandation de *Data Crawler* ;
- une deuxième qui est une version expérimentale du site et qui n'est donc pas ouverte au public. Cette version est identique à la version ouverte au public à la seule

différence qu'elle ne possède pas d'agent de recommandation. Elle nous a ainsi permis de réaliser la fiche du produit 2 qui ne comporte pas d'agent de recommandation.

Nous avons déterminé la durée de 6 secondes d'exposition E_1 de chaque fiche à partir du calcul suivant.

$$E_1 = \frac{1q + 2q}{2} - C_p$$

Avec :

- $1q$ = le 1^{er} quartile de la durée de visite des pages du site *A-L.com* qui ont été visionnées pendant 1 minute maximum ;
- $2q$ = le 2^{ème} quartile de la durée de visite des pages du site *A-L.com* qui ont été visionnées pendant 1 minute maximum ;
- C_p = le temps de chargement moyen d'une page du site *A-L.com*.

Ce calcul a été réalisé sur un total de 25 892 pages correspondant aux visites réalisées sur le site d'*A-L.com* durant la fin du mois de mars 2014.

L'expérimentation 1 s'est déroulée selon le scénario présenté à l'aide du tableau 34.

Tableau 34. Scénario de l'expérimentation 1

Étape 1	Consignes 1 « Deux fiches de produits vont vous être présentées de façon successives pendant 6 secondes chacune. Vous devez les observer attentivement »
Étape 2	Projection 1 de 6 secondes Affichage de la fiche du produit 1 dans le cas du groupe 1 et de la fiche du produit 2 dans le cas du groupe 2
Étape 3	Questionnaire 2 d'évaluation de la fiche projetée (Échelle de Likert de 1 à 9 ; pas du tout d'accord/tout à fait d'accord) Q1. Vous avez trouvé la page agréable à regarder ? Q2. Vous avez trouvé la page désorientante ? Q3. Vous avez trouvé la page intéressante ?
Étape 4	Consignes 2 « Veuillez maintenant verbaliser à haute voix les informations que vous avez

mémorisées »

Étape 5	Questionnaire 3 d'évaluation de la charge cognitive subjective (Échelle de Likert de 1 à 100 ; pas du tout d'accord/tout à fait d'accord) Q4. Vous avez dû investir un effort important pour repérer et retenir les informations de la page qui vous ont semblé pertinentes ?
Étape 6	Projection 2 de 6 secondes Affichage de la fiche du produit 2 dans le cas du groupe 1 et de la fiche du produit 1 dans le cas du groupe 2
Étape 7	Questionnaire 2 d'évaluation de la fiche projetée (cf. étape 3)
Étape 8	Consignes 2 (cf. étape 4)
Étape 9	Questionnaire 3 d'évaluation de la charge cognitive subjective (cf. étape 5)

L'expérimentation 1 est une tâche d'exploration simple d'une fiche d'un produit. Bien qu'elle ne renvoie pas seulement à un traitement perceptif, mais aussi à un traitement conceptuel¹⁶², l'expérimentation 1 implique un bas niveau de régulation cognitive. Compte tenu de la courte durée de chaque projection, l'expérimentation 1 n'engage que faiblement l'activation du système de contrôle des participants (Kahneman & Frederick, 2002 ; Sloman, 1996) puisque ce dernier renvoie à des logiques réflexives et analytiques qui exigent un certain effort et surtout un certain temps. Pour ces mêmes raisons, l'expérimentation 1 nécessite par contre une forte activation du système de guidage automatique des participants (Kahneman & Frederick, 2002 ; Sloman, 1996) dans la mesure où celui-ci recouvre cette fois-ci des logiques expérientielles et affectives qui n'impliquent aucun effort et qui se font rapidement, de façon intuitive et associative¹⁶³.

¹⁶² L'expérimentation 1 recouvre en effet un traitement conceptuel dans la mesure où nous demandions aux participants d'observer attentivement les fiches de produits exposées et qu'une tâche de verbalisation des éléments mémorisés leur était demandée après chaque exposition.

¹⁶³ Rappelons que pour la psychologie cognitive, la cognition humaine renvoie à deux grands types de processus qui sont opérés par les deux systèmes dont nous venons de parler : le système de contrôle et le système de guidage automatique. En référence aux travaux de Richard H. Thaler et de Cass S. Sunstein (2008), ces deux systèmes peuvent être plus simplement présentés ainsi. Imaginons que nous soyons en train de faire de la plongée à proximité du sentier sous-marin de la *Réserve Naturelle Marine* de Cerbère-Banyuls et que nous nous éloignons légèrement de la côte : le système de guidage automatique dit « Ah ! Je vais me faire manger par un requin... » alors que le système de contrôle dit « Mais non, il y a assez peu de requin mangeur d'homme en méditerranée et surtout à proximité des côtes ».

IV.2.3. Expérimentation 2

Tâche complexe de mémorisation

L'expérimentation 2 consiste à présenter à chaque participant pendant une durée de 38 secondes les mêmes fiches de produits 1 et 2 que nous venons de présenter dans la section précédente. De manière analogue à l'expérimentation 1, nous avons déterminé la durée de 38 secondes d'exposition E_2 à partir du calcul suivant.

$$E_2 = \frac{3q + 4q}{2} - C_p$$

Avec :

- $3q$ = le 3^{ème} quartile de la durée de visite des pages du site *A-L.com* qui ont été visionnées pendant 1 minute maximum ;
- $4q$ = le 4^{ème} quartile de la durée de visite des pages du site *A-L.com* qui ont été visionnées pendant 1 minute maximum ;
- C_p = le temps de chargement moyen d'une page du site *A-L.com*.

Ce calcul a également été réalisé sur un total de 25 892 pages correspondant à des visites réalisées sur le site d'*A-L.com* durant la fin du mois de mars 2014.

L'expérimentation 2 s'est déroulée selon le scénario exposé dans le tableau 35.

Tableau 35. Scénario de l'expérimentation 2

	Consignes 3
Étape 1	« Deux fiches de produits vont vous être présentées de façon successives pendant 38 secondes chacune. Vous devez les observer attentivement afin de mémoriser le maximum d'informations. Des questions précises vous seront posées à la fin de chaque projection »
Étape 2	Projection 3 de 38 secondes Affichage de la fiche du produit 1 dans le cas du groupe 1 et de la fiche du produit 2 dans le cas du groupe 2
Étape 3	Questionnaire 4 d'évaluation des performances de mémorisation

- Q5. Le GPS est-il en promotion ? Oui ; Non ; Ne sais pas.
- Q6. Quelle est le montant de cette promotion ? Entre 40 et 50 euros ; Entre 30 et 20 euros ; Entre 10 et 20 euros ; Moins de 10 euros ; Pas de promotion/Ne sais pas.
- Q7. Les frais de port sont-ils offerts ? Oui ; Non ; Ne sais pas.
- Q8. Le GPS présenté est-il noté à l'aide d'étoile ? Oui ; Non ; Ne sais pas.
- Q9. Combien d'étoile cette note comporte-t-elle ? Plus de 4 étoiles ; 4 étoiles ; 3 étoiles ; 2 étoiles ; 1 étoile ; Pas d'étoile ; Ne sais pas.
- Q10. Le GPS fonctionne-t-il à pile ? Oui ; Non ; Ne sais pas.
- Q11. Le GPS donne-t-il la température ? Oui ; Non ; Ne sais pas.
- Q12. Le GPS donne-t-il l'altitude ? Oui ; Non ; Ne sais pas.
- Q13. Le GPS permet-il de visualiser les parcours sur *Google* ? Oui ; Non ; Ne sais pas.
- Q14. Le GPS permet-il de prévoir l'activité animale ? Oui ; Non ; Ne sais pas.
- Q15. Le GPS fonctionne-t-il sous *Windows* ? Oui ; Non ; Ne sais pas.
- Q16. D'autres produits (GPS ou non) sont-ils présents sur la page ? Plus de 10 produits ; Entre 5 et 10 produits ; Entre 4 et 5 produits ; 2 produits ; Pas d'autres produits présents sur la page ; Ne sais pas.

	Questionnaire 5 d'évaluation de la charge cognitive subjective (Échelle de Likert de 1 à 100 ; pas du tout d'accord/tout à fait d'accord)
Étape 4	Q17. Vous avez dû fournir un niveau d'activité mentale important pour lire la page ? Q18. Vous avez dû fournir un travail mental important pour comprendre le contenu de la page ? Q19. Vous avez dû investir un effort important pour trouver/retrouver les informations qui vous ont semblé pertinentes à l'intérieur de la page ? Q20. Vous avez ressenti de l'insécurité, du découragement, de l'irritation, du stress ou encore de l'ennui durant la lecture de la page ?
Étape 5	Projection 4 de 38 secondes Affichage de la fiche du produit 2 dans le cas du groupe 1 et de la fiche du produit 1 dans le cas du groupe 2
Étape 6	Questionnaire 4 d'évaluation des performances de mémorisation (cf. étape 3)
Étape 7	Questionnaire 5 d'évaluation de la charge cognitive subjective (cf. étape 4)

L'expérimentation 2 est une tâche complexe d'identification et de mémorisation des informations pertinentes affichées sur chaque fiche de produits. Compte tenu de la durée de chaque projection et des tâches demandées, l'expérimentation 2 implique, à l'inverse de l'expérimentation 1, une forte activation du système de contrôle des participants (Kahneman

& Frederick, 2002 ; Sloman, 1996). Pour être correctement réalisées, les tâches d'identification et de mémorisation des informations pertinentes nécessitent en effet un certain niveau de régulation de l'activité cognitive qui ne peut pas être pris en charge par le système de guidage automatique.

IV.2.4. Explorer les effets de la distraction

Émotions, mémorisation et charge cognitive subjective

Comme nous pouvons le remarquer à l'aide des tableaux 34 et 35, les expérimentations 1 et 2 comportent un certain nombre de questions qui ne visent pas directement à mettre à l'épreuve les hypothèses théoriques et opérationnelles que nous avons présentées en amont. Elles ont pour but principal de nous permettre d'explorer les effets de la distraction produite par la présence de l'agent de *Data Crawler* sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective des participants. Nous pouvons en ce sens les classer comme suit (cf. tableau 36).

Tableau 36. Indicateurs d'émotions, de mémorisation et de charge cognitive subjective pour les expérimentations 1 et 2

Émotion	Expérimentation 1
	Questionnaire 2 d'évaluation de la fiche projetée : Q1 et Q3
	Expérimentation 2
	Questionnaire 5 d'évaluation de la charge cognitive subjective : Q20
Mémorisation	Expérimentation 1
	Consignes 2
	Expérimentation 2
	Questionnaire 4 d'évaluation des performances de mémorisation : de Q5 à Q16
Charge cognitive subjective	Expérimentation 1
	Questionnaire 2 d'évaluation de la fiche projetée : Q2
	Questionnaire 3 d'évaluation de la charge cognitive subjective : Q4
	Expérimentation 2
	Questionnaire 5 d'évaluation de la charge cognitive subjective : Q17, Q18 et Q19

Précisons que le questionnaire 4 d'évaluation de la charge cognitive subjective est une adaptation directe de la version modifiée du questionnaire *NASA-TLX* développée par Peter Gerjets et ses collègues (2004). Ce questionnaire a pour objectif de permettre aux participants d'évaluer subjectivement la charge cognitive impliquée dans la lecture des informations affichées sur les fiches de produits 1 et 2. La question 17 du questionnaire 4 a en ce sens pour fonction de permettre une évaluation subjective des demandes de la tâche (*cf.*, la charge intrinsèque ; Sweller, 1988). La question 18 a quant à elle pour fonction de permettre une évaluation subjective de l'effort engagé dans la réalisation de la tâche (*cf.* la charge essentielle ; Sweller, 1988). La question 19 a pour fonction de permettre une évaluation subjective des demandes de navigation (*cf.* la charge extrinsèque ; Sweller, 1988). Et la question 20 a pour fonction de permettre une évaluation subjective des émotions négatives générées par la tâche.

IV.3. Résultats

Expérimentation 1, 2 et comparaison

Nous proposons de présenter les résultats en trois parties. Dans la première nous exposons les résultats qui concernent l'expérimentation 1. Ensuite, nous présentons les résultats relatifs à l'expérimentation 2. Durant ces deux premières parties nous mettons en avant l'effet distracteur dû à la présence de l'agent de *Data Crawler*. Finalement, nous comparons les résultats de l'expérimentation 1 et 2 afin de mettre à l'épreuve l'hypothèse d'une diminution de cet effet en fonction du contrôle cognitif impliqué dans la tâche.

IV.3.1. Résultats de l'expérimentation 1

Système de guidage automatique

Commençons donc par présenter les résultats de l'expérimentation 1 qui, rappelons-le, est une tâche simple d'exploration des fiches de produits 1 et 2. Comme nous l'avons dit, cette tâche implique une forte activation de ce que Daniel Kahneman et Shane Frederick (2002), ou encore, Steven A. Sloman (1996) appellent le système de guidage automatique. Elle a de cette façon pour objectif de provoquer l'effet de distraction produit par l'agent de *Data Crawler*

dans une situation de lecture où les participants n'engagent qu'un faible niveau de régulation cognitive.

IV.3.1.1. Effet sur le comportement oculaire

Un effet distracteur significatif

Comme dans le cas de l'expérimentation 3 (cf. section III.2.1), lors de l'expérimentation 1, l'*AOI* recommandation (d) bénéficie d'une attention significative de la part des participants. Pour 68,4 % d'entre eux, elle constitue la première *AOI* observée. Or, nous pouvons voir à l'aide du tableau 37 que, lorsque l'agent de *Data Crawler* n'est pas présent sur la fiche du produit, c'est l'*AOI* photo (a) qui est regardée en premier dans 73,7 % des cas. Cette différence est significative sur le plan inférentiel ($p < 0,001$). Nous pouvons également remarquer que, d'une manière générale, lorsque la fiche du produit comporte l'agent de recommandation, le balayage visuel moyen réalisé par les participants est principalement focalisé sur les *AOI* photo (a), prix (c) et recommandation (d). Lorsqu'elle ne comporte pas de recommandation, le balayage visuel moyen est principalement focalisé sur les *AOI* photo (a) et prix (c). Ce contraste est significatif pour les quatre premières *AOI* observées. Le tableau 37 permet alors de repérer que, durant les 6 secondes (s) de projection, les participants tendent à observer un plus grand nombre d'*AOI* en présence de l'agent¹⁶⁴. *A priori*, il semblerait ainsi que, dans l'ensemble, les participants effectuent un balayage visuel plus diffus en présence de l'agent de *Data Crawler*. Nous verrons par la suite que l'indice de complexité permet de confirmer cette intuition.

¹⁶⁴ Par exemple, lorsque l'on fait la somme des pourcentages de transition des *AOI* a, b, c, d et e pour l'*AOI* 10, on trouve qu'en présence de l'agent, le total est de 13,1 contre 2,6 en son absence. Cela veut dire que, dans le deuxième cas, un peu plus de 97 % des participants observent 10 *AOI* durant leur balayage visuel contre un peu moins 87 % dans le premier.

Tableau 37. Mesures de l'influence de la présence de l'agent de recommandation sur les moyennes de pourcentage de transition par *AOI* au cours des 10 premières *AOI* observées durant chaque balayage visuel pour l'expérimentation 1

Moyennes de pourcentage de transition par <i>AOI</i> en présence de l'agent de recommandation (PTi)						Moyennes de pourcentage de transition par <i>AOI</i> en absence de l'agent de recommandation (PTi)				
<i>AOI</i>	PTa	PTb	PTc	PTd	PTe	PTa	PTb	PTc	PTe	Sig
<i>AOI</i> 1	13,2	0	2,6	68,4	15,8	73,7	0	2,6	21,1	p < 0,001 ¹
<i>AOI</i> 2	65,8	5,3	15,8	10,5	2,6	23,7	10,5	63,2	0	p < 0,001
<i>AOI</i> 3	18,4	18,4	47,4	5,3	10,5	36,8	28,9	18,4	13,2	p < 0,05
<i>AOI</i> 4	28,9	23,7	21,1	15,8	5,3	5,3	15,8	34,2	23,7	p < 0,01
<i>AOI</i> 5	13,2	18,4	39,5	2,6	10,5	13,2	10,5	23,7	18,4	p > 0,05
<i>AOI</i> 6	15,8	10,5	15,8	18,4	5,3	15,8	5,3	18,4	7,9	p > 0,05
<i>AOI</i> 7	2,6	7,9	15,8	7,9	23,7	5,3	10,5	7,9	13,2	p > 0,05
<i>AOI</i> 8	2,6	5,3	7,9	7,9	10,5	2,6	7,9	7,9	5,3	p > 0,05
<i>AOI</i> 9	5,3	0	2,6	7,9	5,3	2,6	5,3	0	0	p > 0,05
<i>AOI</i> 10	0	2,6	2,6	0	7,9	0	0	2,6	0	p > 0,05
Moy.	16,58	9,21	17,11	14,47	9,74	17,9	9,47	17,89	10,28	

¹ Les valeurs p sont calculées à partir du test du χ^2

Même s'ils sont relativement nuancés, les indicateurs de redondance r et de fréquence f (cf. section IV.1.5.2) permettent également de souligner que les participants accordent une certaine attention à l'agent de *Data Crawler*. Comme l'expose le tableau 38, il ressort que l'*AOI* recommandation (d) est observée 1,5 fois en moyenne durant chaque balayage visuel effectué lors de l'expérimentation 1. Ce qui lui confère la troisième position du point de vue de la redondance. Nous pouvons également noter que cette redondance est associée à une fréquence de 0,34 en moyenne. Elle est donc moins forte que celles associées aux *AOI* photo (a) et prix (c), mais moins faible que celles correspondant aux *AOI* titre (b) et description (e).

Tableau 38. Mesures de redondance et de fréquence moyennes par *AOI* correspondant aux balayages visuels de la fiche du produit comportant l'agent de recommandation pour l'expérimentation 1

<i>AOI</i>	Indice de redondance moyen par <i>AOI</i> pour chaque balayage visuel (r)	Classement	Indice de fréquence moyenne par <i>AOI</i> pour chaque balayage visuel (f)	Classement
a	1,71	2	0,61	2
b	0,92	5	0,23	4
c	1,76	1	0,69	1
d	1,50	3	0,34	3
e	1,02	4	0,16	5

L'*AOI* recommandation (d) ne semble toutefois pas bénéficier d'un traitement important de la part des participants (cf. tableau 39). Elle totalise en effet un score moyen de 2,23 fixations (f) pour une durée de fixation moyenne de 0,420 secondes (s) contre 4,52 f et 1,031 s pour l'*AOI* photo (a), 2,42 f et 0,537 s pour l'*AOI* titre (b), 4,47 f et 1,170 s pour l'*AOI* prix (c), 4,76 f et 1,228 s pour l'*AOI* description (e). Cela lui confère donc la dernière position du point de vue des indicateurs que sont le nombre de fixations et la durée de fixation. Durant l'expérimentation 1, la présence de l'agent de *Data Crawler* ne diminue ni n'augmente significativement le nombre de fixations que les participants effectuent en moyenne sur une ou plusieurs *AOI* de la fiche du produit (H_01 est donc rejetée). En revanche, elle diminue de façon significative la durée de fixation que les participants accordent en moyenne à une (voire deux) *AOI* de la fiche du produit. Et elle le fait sans pour autant augmenter la durée de fixation qu'ils effectuent d'une ou plusieurs autres *AOI* (H_02 est donc acceptée). Comme le montre le tableau 39, en présence de l'agent de recommandation, les participants fixent moins longtemps l'*AOI* titre (b ; $p < 0,05$). Bien que ce résultat ne soit pas significatif ($p = 0,087$), il ressort également que, toujours en présence de l'agent, ces mêmes participants accordent une durée de fixation plus faible à l'*AOI* prix (c ; 1,170 s contre 1,445 s soit une diminution de 19,03 %).

Concernant notre hypothèse opérationnelle 3, la présence de l'agent de recommandation augmente la complexité moyenne des balayages visuels réalisés par les participants pour explorer la fiche du produit ($p < 0,001$). En regardant le détail du calcul de l'indice de complexité, nous pouvons repérer que cette différence n'est pas due à des écarts correspondant aux indicateurs de redondance R et de fréquence F (cf. tableau 39) puisque ces

derniers contribuent plutôt à diminuer légèrement la significativité générale de l'indice de complexité. Cette diminution est toutefois non significative étant donné que ces différences de redondance et de fréquence ne recouvrent, en elles-mêmes, aucune significativité statistique. L'explication se joue donc ailleurs. Le contraste existant entre les indices de complexité mesurés en présence et en absence de l'agent de *Data Crawler* est principalement dû à des différences correspondant à l'indicateur d'ampleur A. En présence de l'agent de recommandation les participants observent significativement un plus grand nombre d'*AOI* (cf. T² ; p < 0,05) et observent significativement plus d'*AOI* différentes (cf. D² ; p < 0,001). En ce qui concerne ce dernier point, nous souhaitons préciser que, bien que l'écart existant entre le nombre d'*AOI* différentes observées en présence et en absence de l'agent de *Data Crawler* puisse de *prime abord* apparaître comme un artefact, il ne l'est pas. Le fait que la fiche du produit qui comporte l'agent dispose par définition d'une *AOI* supplémentaire n'implique pas nécessairement que toutes ses *AOI* soient observées. Lorsque l'on regarde le détail des données, il est en ce sens possible de remarquer que plus de 10 participants observent autant d'*AOI* en présence de l'agent qu'en son absence. Cela veut dire que la présence de ce dernier n'oblige pas, au sens strict du terme, les participants à observer un plus grand nombre d'*AOI*. Et c'est d'ailleurs tout l'intérêt de cette mesure que constitue l'indicateur D, c'est-à-dire le nombre total d'*AOI* différentes observées durant le balayage visuel de la fiche du produit : permettre une meilleure compréhension de la redistribution de l'attention qu'implique l'ajout de l'agent de *Data Crawler*. Cette remarque vaut aussi pour la mesure de complexité qui correspond à l'expérimentation 2 dont nous parlerons après.

Tableau 39. Mesures de l'influence de la présence de l'agent de recommandation sur le nombre de fixations, la durée de fixation et la complexité du balayage visuel pour l'expérimentation 1

Expérimentation 1 : Hypothèse opérationnelle 1 (Nombre de fixations ; f)				Rejetée
AOI	+RA*	-RA**	Significativité	Effet 2 ¹
a	4,52 f	4,34 f	$F_{(1,37)} = 0,155 ; p = 0,696$	+ 4,14 %
b	2,42 f	2,97 f	$F_{(1,37)} = 1,668 ; p = 0,205$	- 18,51 %
c	4,47 f	5,42 f	$F_{(1,37)} = 2,663 ; p = 0,111$	- 17,52 %
d	2,23 f			
e	4,76 f	5,78 f	$F_{(1,37)} = 1,689 ; p = 0,202$	- 17,64 %
Expérimentation 1 : Hypothèse opérationnelle 2 (Durée de fixation en millisecondes ; ms)				Acceptée
AOI	+RA	-RA	Significativité	Effet 2
a	1 031 ms	1 027 ms	$F_{(1,37)} = 0,001 ; p = 0,974$	+ 0,38 %
b	537 ms	843 ms	$F_{(1,37)} = 5,320 ; p = 0,027$	- 36,29 %
c	1 170 ms	1 445 ms	$F_{(1,37)} = 3,099 ; p = 0,087$	- 19,03 %
d	420 ms			
e	1 228 ms	1 275 ms	$F_{(1,37)} = 0,066 ; p = 0,798$	- 3,68 %
Expérimentation 1 : Hypothèse opérationnelle 3 (Complexité des balayages visuels)				Acceptée
Indice	+RA	-RA	Significativité	Effet 2
C	55	32,66	$F_{(1,37)} = 18,179 ; p = 0,000$	+ 68,40 %
T ²	53,97	36,05	$F_{(1,37)} = 6,520 ; p = 0,015$	+ 49,70 %
D ²	18,55	11,39	$F_{(1,37)} = 51,052 ; p = 0,000$	+ 62,86 %
R	14,23	11,73	$F_{(1,37)} = 1,643 ; p = 0,208$	+ 21,31 %
F	3,28	3,04	$F_{(1,37)} = 0,070 ; p = 0,794$	+ 7,89 %

* L'agent de recommandation est présent.

** L'agent de recommandation est absent.

¹ L'effet 2 est le pourcentage de diminution ou d'augmentation correspondant à l'écart entre les mesures réalisées dans les situations +RA et -RA. E est calculé sur la base de la situation -RA et en référence à la situation +RA. Soit : $E = \frac{(+RA) - (-RA)}{(-RA)} \times 100$.

Nous pouvons donc dire que, dans le cas de l'expérimentation 1, l'agent de *Data Crawler* produit chez les participants un effet distracteur significatif. Pour reprendre notre hypothèse empirique, en ajoutant de l'information à la fiche du produit, l'agent de recommandation

constitue une charge extrinsèque supplémentaire qui conduit les participants à adopter une stratégie de lecture moins profonde et plus dispersée de façon à diminuer la charge intrinsèque impliquée dans la tâche d'exploration de la fiche du produit. Cela veut dire que, dans le cas de l'expérimentation 1, nos trois premières hypothèses théoriques H₁, H₂ et H₃ sont validées. L'agent de *Data Crawler* est un distracteur qui influe sur les activités de recherche d'information. Et il le fait d'une façon qui est susceptible de favoriser les stratégies de découverte d'information et de perturber les stratégies de recherche d'information.

IV.3.1.2. Effet sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective

Des effets non significatifs

Nous proposons maintenant d'examiner, à titre exploratoire, l'influence de cet effet distracteur sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective des participants. Commençons par les émotions. Le tableau 40 montre qu'à ce niveau, la présence de l'agent de recommandation n'a pas d'influence significative (*cf.* agréable, $p > 0,05$; intérêt, $p > 0,05$). Ainsi, si l'agent de *Data Crawler* ne produit pas d'émotions négatives durant l'expérimentation 1, il ne produit pas, non plus, d'émotions positives. Soulignons que les verbalisations des informations mémorisées n'ont pas été exploitables sur le plan statistique. Cependant, bien qu'elles ne sont pas une mesure fiable sur le plan quantitatif, les analyses qualitatives que nous avons pu faire de ce matériau n'indiquent pas de différence notable. Les questions de désorientation ($p > 0,05$) et d'effort mental ($p > 0,05$) ne permettent pas, non plus, de conclure qu'il y a un effet significatif de la distraction produite par l'agent de recommandation sur la charge cognitive subjective.

Tableau 40. Mesures de l'influence de la présence de l'agent de recommandation sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective pour l'expérimentation 1

Effet de la présence de l'agent de recommandation sur les émotions (Rang ; r _a)				Rejetée
	+RA	-RA	Significativité	Effet 2
Agréable (Q1)	1,43 r _a	1,57 r _a	$\chi^2_{(1)} = 1,190 ; p = 0,275$	- 8,91 %
Intérêt (Q3)	1,57 r _a	1,43 r _a	$\chi^2_{(1)} = 1,190 ; p = 0,275$	+ 9,79 %
Effet de la présence de l'agent de recommandation sur la mémorisation				Rejetée
	+RA	-RA	Significativité	Effet 2
Verbalisations non exploitables sur le plan quantitatif. Pas de significativité notable du point de vue de l'analyse qualitative				
Effet de la présence de l'agent de recommandation sur la charge cognitive subjective (Rang ; r _a)				Rejetée
	+RA	-RA	Significativité	Effet 2
Désorientation (Q2)	1,57 r _a	1,43 r _a	$\chi^2_{(1)} = 1,190 ; p = 0,275$	+ 9,79 %
Effort mental (Q4)	1,54 r _a	1,46 r _a	$\chi^2_{(1)} = 0,360 ; p = 0,549$	+ 5,47 %

Ces premiers résultats montrent ainsi que, dans le cas de la tâche d'exploration simple de la fiche du produit, l'effet distracteur produit par l'agent de recommandation n'a aucune conséquence subjective sur les émotions et la charge cognitive des participants.

IV.3.2. Résultats de l'expérimentation 2

Systeme de contrôle

Mais qu'en est-il de l'expérimentation 2 ? Avant d'exposer les résultats issus de cette dernière, nous souhaitons rappeler qu'elle constitue, à l'inverse de l'expérimentation 1, une tâche complexe d'identification et de mémorisation des informations pertinentes qui composent les fiches de produits 1 et 2. À la différence de l'expérimentation 1, l'expérimentation 2 implique l'activation du système de contrôle des participants (Kahneman & Frederick, 2002 ; Sloman, 1996). Autrement dit, elle a cette fois-ci pour but de provoquer

l'effet de distraction produit par l'agent de *Data Crawler* dans une situation de lecture où les participants engagent un haut niveau de régulation cognitive.

IV.3.2.1. Effet sur le comportement oculaire

Un effet distracteur significatif

À l'instar des expérimentations 1 et 3, lors de l'expérimentation 2, l'*AOI* recommandation (d) attire l'attention des participants. 47,4 % d'entre eux la regarde en premier (cf. tableau 41). Or, comme dans le cas de l'expérimentation 1, le tableau 41 montre que 73,7 % des participants commencent par observer l'*AOI* photo (a) lorsque l'agent de *Data Crawler* est absent de la fiche du produit. Cette différence est, encore une fois, fortement significative ($p < 0,001$). Les moyennes des pourcentages de transition pour les 20 premières *AOI* observées semblent alors montrer qu'en présence de l'agent, les balayages visuels des participants sont plutôt focalisés sur les *AOI* prix (c), recommandation (d) et description (e). En absence de l'agent, ces derniers apparaissent cette fois-ci plutôt centrés sur les *AOI* prix (c), titre (b) et description (e). Comme dans le cas de l'expérimentation 1, le tableau 41 permet de repérer que, durant les 38 secondes de projection de l'expérimentation 2, les participants tendent à observer un plus grand nombre d'*AOI* en présence de l'agent¹⁶⁵. Dans l'ensemble, le tableau 41 permet de cette façon d'observer une plus grande complexité des balayages visuels réalisés par les participants pour identifier et mémoriser les informations pertinentes de la fiche du produit comportant l'agent de *Data Crawler*. Nous verrons que l'indice de complexité permet de valider cette observation.

¹⁶⁵ Par exemple, lorsque l'on fait une nouvelle fois la somme des pourcentages de transition des *AOI* a, b, c, d et e pour l'*AOI* 20, on remarque qu'en présence de l'agent, le total est de 20,9 contre 13,1 en son absence. Ceci veut dire que, dans le deuxième cas, un peu moins de 87 % des participants observent 20 *AOI* durant leur balayage visuel contre un peu moins 79 % dans le premier.

Tableau 41. Mesures de l'influence de la présence de l'agent de recommandation sur les moyennes de pourcentage de transition par *AOI* au cours des 20 premières *AOI* observées durant chaque balayage visuel pour l'expérimentation 2

Moyennes de pourcentage de transition par <i>AOI</i> en présence de l'agent de recommandation (PTi)						Moyennes de pourcentage de transition par <i>AOI</i> en absence de l'agent de recommandation (PTi)				
<i>AOI</i>	PTa	PTb	PTc	PTd	PTe	PTa	PTb	PTc	PTe	Sig
<i>AOI</i> 1	18,4	0	0	47,4	31,6	73,7	0	15,8	10,5	p < 0,001
<i>AOI</i> 2	47,4	7,9	18,4	21,1	2,6	13,2	23,7	47,4	15,8	p < 0,001
<i>AOI</i> 3	21,1	28,9	34,2	7,9	5,3	34,2	23,7	23,7	18,4	p > 0,05
<i>AOI</i> 4	15,8	10,5	39,5	21,1	10,5	15,8	23,7	47,4	13,2	p < 0,05
<i>AOI</i> 5	13,2	21,1	13,2	18,4	26,3	23,7	26,3	26,3	23,7	p < 0,05
<i>AOI</i> 6	7,9	7,9	31,6	28,9	15,8	2,6	15,8	47,4	21,1	p < 0,01
<i>AOI</i> 7	13,2	7,9	26,3	26,3	10,5	15,8	23,7	15,8	23,7	p < 0,05
<i>AOI</i> 8	10,5	21,1	18,4	13,2	18,4	15,8	10,5	31,2	15,8	p > 0,05
<i>AOI</i> 9	15,8	5,3	18,4	18,4	21,1	7,9	15,8	10,5	31,6	p < 0,05
<i>AOI</i> 10	10,5	13,2	13,2	15,8	23,7	2,6	7,9	36,8	13,2	p < 0,05
<i>AOI</i> 11	5,3	5,3	26,3	23,7	13,2	7,9	13,2	10,5	21,1	p < 0,05
<i>AOI</i> 12	5,3	7,9	15,8	21,1	18,4	2,6	10,5	21,1	10,5	p > 0,05
<i>AOI</i> 13	13,2	10,5	13,2	10,5	15,8	5,3	13,2	5,3	13,2	p > 0,05
<i>AOI</i> 14	15,8	7,9	13,2	13,2	10,5	7,9	2,6	18,4	0	p < 0,05
<i>AOI</i> 15	7,9	0	18,4	18,4	15,8	10,5	0	5,3	10,5	p < 0,05
<i>AOI</i> 16	7,9	10,5	5,3	21,1	13,2	7,9	2,6	5,3	5,3	p < 0,05
<i>AOI</i> 17	7,9	2,6	13,2	10,5	13,2	5,3	2,6	7,9	5,3	p < 0,05
<i>AOI</i> 18	2,6	0	13,2	7,9	7,9	5,3	7,9	5,3	0	p < 0,05
<i>AOI</i> 19	0	2,6	10,5	10,5	0	2,6	5,3	2,6	2,6	p > 0,05
<i>AOI</i> 20	2,6	2,6	2,6	2,6	10,5	2,6	2,6	2,6	5,3	p > 0,05
Moy.	12,11	8,68	17,24	17,9	14,21	13,16	11,58	19,33	13,04	

À la différence de l'expérimentation 1, les indicateurs de redondance r et de fréquence f montrent cette fois-ci que l'*AOI* recommandation (d) occupe une place centrale dans les balayages visuels effectués lors de l'expérimentation 2. Le tableau 42 permet plus exactement de repérer que les participants observent 3,92 fois l'*AOI* recommandation (d) en moyenne selon un indice de fréquence moyen de 1,90. Durant la lecture de la fiche du produit comportant l'agent de *Data Crawler*, l'*AOI* recommandation (d) est donc celle qui détient l'indice de redondance le plus élevé et le deuxième plus fort indice de fréquence.

Tableau 42. Mesures de redondance et de fréquence moyennes par *AOI* correspondant aux balayages visuels de la fiche du produit comportant l'agent de recommandation pour l'expérimentation 2

<i>AOI</i>	Indice de redondance moyen par <i>AOI</i> pour chaque balayage visuel (r)	Classement	Indice de fréquence moyenne par <i>AOI</i> pour chaque balayage visuel (f)	Classement
a	2,63	4	0,86	4
b	1,76	5	0,47	5
c	3,65	2	2,03	1
d	3,92	1	1,90	2
e	3,05	3	1,23	3

De plus, contrairement à l'expérimentation 1, l'*AOI* recommandation (d) bénéficie d'un traitement non négligeable de la part des participants lors de l'expérimentation 2. Nous pouvons voir à l'aide du tableau 43 qu'elle totalise un score moyen de 14,74 fixations (f) pour une durée de fixation moyenne de 3,389 secondes (s) contre 8,47 f et 2,603 s pour l'*AOI* photo (a), 5,76 f et 1,690 s pour l'*AOI* titre (b), 15,57 f et 4,415 s pour l'*AOI* prix (c), 62,86 f et 15,898 s pour l'*AOI* description (e). Ces résultats lui confèrent la troisième position du point de vue des indicateurs que sont le nombre de fixations et la durée de fixation. Sur le plan inférentiel, lors de l'expérimentation 2, la présence de l'agent de *Data Crawler* diminue significativement le nombre de fixations que les participants effectuent en moyenne sur deux *AOI* de la fiche du produit sans pour autant augmenter significativement le nombre de fixations qu'ils effectuent sur une ou plusieurs autres *AOI* (H_01 est donc acceptée). Plus précisément, la présence de l'agent diminue le nombre de fixations que les participants accordent à l'*AOI* titre (b ; $p < 0,05$) ainsi que celui qu'ils accordent à l'*AOI* description (e ; $p < 0,01$). À l'instar de H_01 , notre deuxième hypothèse opérationnelle est également confirmée. La présence de l'agent de *Data Crawler* diminue significativement la durée de fixation que les participants effectuent en moyenne sur une (voire deux) *AOI* de la fiche du produit. Et cela, sans pour autant qu'elle augmente la durée de fixation que ces mêmes participants effectuent d'une ou plusieurs autres *AOI*. De façon plus détaillée, il ressort qu'en présence de l'agent, les participants réalisent une durée de fixation plus faible de l'*AOI* description (e ; $p < 0,01$). Bien que cela ne soit pas significatif ($p = 0,069$), les résultats suggèrent également que les participants fixent moins longtemps l'*AOI* titre (b) lorsque la fiche du produit comporte l'agent (1,690 s contre 2,294 s soit une diminution de 26,32 %).

Comme dans le cas de l'expérimentation 1, la présence de l'agent de *Data Crawler* augmente la complexité moyenne du balayage visuel effectué par les participants pour lire et mémoriser la fiche du produit (H_03 est donc acceptée). La moyenne de l'indice de complexité C est significativement plus grande lorsque cette fiche comporte l'agent ($p < 0,01$). Toujours en référence à l'expérimentation 1, cette différence de complexité est une nouvelle fois due à des écarts correspondant à l'indicateur d'ampleur A . En présence de l'agent de recommandation les participants observent un plus grand nombre d' AOI ($p = 0,054$) et observent plus d' AOI différentes¹⁶⁶ ($p < 0,001$). L'indice de redondance R tend alors à diminuer légèrement la significativité générale de l'indice de complexité. Mais, de façon analogue à l'expérimentation 1, cette tendance n'est pas assez forte pour le tirer significativement vers le bas.

¹⁶⁶ Concernant l'interprétation de ce résultat, nous renvoyons à la remarque que nous avons effectuée dans la section IV.3.1.1 portant sur les mesures de l'indice de complexité en présence et en absence de l'agent de *Data Crawler* dans le cas de l'expérimentation 1.

Tableau 43. Mesures de l'influence de la présence de l'agent de recommandation sur le nombre de fixations, la durée de fixation et la complexité du balayage visuel pour l'expérimentation 2

Expérimentation 2 : Hypothèse opérationnelle 1 (Nombre de fixations ; f)				Acceptée
AOI	+RA	-RA	Significativité	Effet 2
a	8,47 f	7,89 f	$F_{(1,37)} = 0,173 ; p = 0,680$	+ 7,35 %
b	5,76 f	8,57 f	$F_{(1,37)} = 5,049 ; p = 0,031$	- 32,78 %
c	15,57 f	17,92 f	$F_{(1,37)} = 1,084 ; p = 0,305$	- 13,11 %
d	14,74 f			
e	62,86 f	76,42 f	$F_{(1,37)} = 7,647 ; p = 0,009$	- 17,74 %
Expérimentation 2 : Hypothèse opérationnelle 2 (Durée de fixation en millisecondes ; ms)				Acceptée
AOI	+RA	-RA	Significativité	Effet 2
a	2 603 ms	1 984 ms	$F_{(1,37)} = 1,512 ; p = 0,227$	+ 31,19 %
b	1 690 ms	2 294 ms	$F_{(1,37)} = 3,520 ; p = 0,069$	- 26,32 %
c	4 415 ms	4 977 ms	$F_{(1,37)} = 0,670 ; p = 0,418$	- 11,29 %
d	3 389 ms			
e	15 898 ms	19 522 ms	$F_{(1,37)} = 8,055 ; p = 0,007$	- 18,56 %
Expérimentation 2 : Hypothèse opérationnelle 3 (Complexité des balayages visuels)				Acceptée
Indice	+RA	-RA	Significativité	Effet 2
C	210,7	123,8	$F_{(1,37)} = 7,985 ; p = 0,008$	+ 70,73
T ²	275,6	179,8	$F_{(1,37)} = 3,968 ; p = 0,054$	+ 53,28
D ²	21,94	15,63	$F_{(1,37)} = 37,253 ; p = 0,000$	+ 40,28
R	66,28	51,63	$F_{(1,37)} = 1,304 ; p = 0,261$	+ 28,37
F	20,53	19,97	$F_{(1,37)} = 0,009 ; p = 0,924$	+ 2,8

De façon analogue à l'expérimentation 1, la présence de l'agent de recommandation est associée à un effet distracteur significatif lors de l'expérimentation 2. Conformément à notre hypothèse empirique, cet agent constitue un ajout d'information sur la fiche du produit qui est traité par les participants. Il recouvre de cette façon une charge extrinsèque supplémentaire qui amène les participants à adopter des stratégies de lecture moins profondes, plus dispersées et qui leur permettent alors de diminuer la charge intrinsèque impliquée dans la tâche d'identification et de mémorisation des informations pertinentes qui composent la fiche du

produit. Comme dans le cas de l'expérimentation 1, les hypothèses théoriques H₁, H₂ et H₃ sont validées dans celui de l'expérimentation 2. Ici aussi, la présence de l'agent de *Data Crawler* influe sur les activités de recherche d'information des participants d'une manière qui est susceptible de favoriser leurs stratégies de découverte d'information et de perturber leurs stratégies de recherche d'information.

IV.3.2.2. Effet sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective

Une charge extrinsèque significative

Cet effet distracteur a-t-il cette fois-ci une influence sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective des participants ? Du point de vue des émotions, il apparaît que la présence de l'agent de *Data Crawler* n'apporte aucun changement significatif. Comme le montre le tableau 44, le niveau d'irritation, de stress ou d'ennui éprouvé durant la tâche d'identification et de mémorisation des informations pertinentes qui composent la fiche du produit n'est ni plus ni moins important lorsque celle-ci comporte l'agent que lorsqu'elle ne le comporte pas (*cf.* stress, $p > 0,05$). De même, nous n'avons trouvé aucune différence de performance de mémorisation. D'un point de vue objectif, les participants ne montrent pas plus de difficultés à réaliser la tâche de mémorisation demandée durant l'expérimentation 2 lorsque l'agent est présent. Ils ne font pas plus d'erreurs en répondant au questionnaire relatif à la fiche le comportant (*cf.* score de réponse ; $p > 0,05$). Ils ne prennent pas un temps de réponse plus important pour traiter les questions concernant cette même fiche (*cf.* temps de réponse, $p > 0,05$). Et ils ne manifestent pas un diamètre pupillaire plus important lors du traitement de ces questions¹⁶⁷ (*cf.* diamètre pupillaire ; $p > 0,05$). Pour autant, les participants perçoivent l'agent de *Data Crawler* comme une charge extrinsèque. Dans l'ensemble, ces derniers répondent en effet éprouver une plus grande difficulté à trouver et retrouver les informations qui leur ont semblé pertinentes dans le cas de la lecture et de la mémorisation de la fiche comportant cet agent (*cf.* extrinsèque ; $p < 0,05$) ; et cela, sans pour autant qu'ils perçoivent une hausse de la charge intrinsèque (*cf.* intrinsèque ; $p > 0,05$). Cela corrobore donc notre hypothèse empirique.

¹⁶⁷ Notons que cette dernière mesure indique alors une charge cognitive objective relativement constante dans le traitement des tâches de rappel associées à la fiche du produit 1 (i.e., celle comportant l'agent de *Data Crawler*) et à la fiche produit 2 (i.e., celle ne comportant pas l'agent de *Data Crawler*).

Tableau 44. Mesures de l'influence de la présence de l'agent de recommandation sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective pour l'expérimentation 2

Effet de la présence de l'agent de recommandation sur les émotions (Rang ; r _a)				Rejetée
	+RA	-RA	Significativité	Effet 2
Stress (Q20)	1,43 r _a	1,57 r _a	$\chi^2_{(1)} = 1,087 ; p = 0,297$	- 8,91 %
Effet de la présence de l'agent de recommandation sur la mémorisation (Score de réponse sur 12 ; / 12 ; temps de réponse en millisecondes ; ms ; diamètre pupillaire en millimètres ; mm)				Rejetée
	+RA	-RA	Significativité	Effet 2
Score de réponse (Q5 à Q16)	6 / 12	5,63 / 12	$F_{(1,37)} = 0,416 ; p = 0,523$	+ 6,57 %
Temps de réponse ¹	5 319 ms	5 196 ms	$F_{(1,37)} = 0,079 ; p = 0,781$	+ 2,36 %
Diamètre pupillaire ²	3,086 mm	3,077 mm	$F_{(1,37)} = 0,930 ; p = 0,342$	+ 0,29 %
Effet de la présence de l'agent de recommandation sur la charge cognitive subjective (Rang ; r _a)				Acceptée
	+RA	-RA	Significativité	Effet 2
Intrinsèque (Q17)	1,45 r _a	1,55 r _a	$\chi^2_{(1)} = 0,615 ; p = 0,433$	- 6,45 %
Essentielle (Q18)	1,53 r _a	1,47 r _a	$\chi^2_{(1)} = 0,167 ; p = 0,683$	+ 4,08 %
Extrinsèque (Q19)	1,67 r _a	1,33 r _a	$\chi^2_{(1)} = 5,828 ; p = 0,016$	+ 25,56 %

¹ Durée moyenne nécessaire à chaque participant pour répondre à chaque question du questionnaire 3.

² Diamètre pupillaire moyen de chaque participant lors de la lecture et du traitement de chaque question du questionnaire 3.

D'un point de vue exploratoire, l'effet distracteur produit par l'agent de *Data Crawler* n'a donc pas d'effet sur les émotions des participants. Il n'a pas, non plus, d'effet sur leurs performances de mémorisation. Il a néanmoins pour conséquence d'augmenter la charge extrinsèque subjective associée à la lecture et à la mémorisation des informations qui composent la fiche du produit. Ceci veut dire que l'effet distracteur associé à la présence de l'agent rend subjectivement plus difficile l'identification des informations pertinentes qui la composent.

IV.3.3. Comparaison des résultats des expérimentations 1 et 2

Du système de guidage automatique au système de contrôle

Avant de mettre à l'épreuve les hypothèses opérationnelles 4, 5 et 6 nous souhaitons rappeler que les fiches de produits 1 et 2 ont été projetées selon des durées différentes dans les cas des expérimentations 1 et 2. Afin de pouvoir rendre comparable les résultats de ces deux expérimentations du point de vue de l'algorithme de l'ANOVA intra-sujet, nous avons divisé chaque mesure mobilisée par le nombre de secondes d'exposition de chaque fiche de produits (cf. tableau 45). Rappelons que le but de cette comparaison est de mettre à l'épreuve l'hypothèse de la diminution de l'effet distracteur produit par l'agent de *Data Crawler* en fonction du contrôle cognitif engagé dans la tâche, c'est-à-dire l'hypothèse selon laquelle cet effet est plus fort lors de la tâche impliquant un haut niveau d'activation du système de guidage automatique (i.e., expérimentation 1) que durant celle engageant un haut niveau d'activation du système de contrôle (i.e., expérimentation 2).

IV.3.3.1. Effet sur le comportement oculaire

Pas d'évolution significative

Comme nous pouvons le voir à l'aide du tableau 45, il ressort que, du point de vue du nombre de fixations (cf. H₀4), de la durée de fixation (cf. H₀5) et de l'indice de complexité (cf. H₀6), l'effet distracteur de l'agent de *Data Crawler* n'est pas significativement plus élevé dans le cas de l'expérimentation 1 que dans celui de l'expérimentation 2 ($p > 0,05$ pour chaque mesure).

Tableau 45. Comparaison des effets de la présence de l'agent de recommandation sur le nombre de fixations, la durée de fixation et la complexité du balayage visuel en fonction du contrôle cognitif impliqué dans la tâche (faible niveau de contrôle pour l'expérimentation 1 *versus* fort niveau de contrôle pour l'expérimentation 2)

Effet de la tâche : Hypothèse opérationnelle 4					Rejetée
(Nombre de fixations par secondes ; f/s)					
AOI	Exp. 1		Exp. 2		Significativité
	+ RA	- RA	+ RA	- RA	
a	0,754 f/s E = + 4,14 %	0,723 f/s	0,223 f/s E = + 7,35 %	0,207 f/s	$F_{(1,37)} = 0.027 ; p = 0.871$
b	0,403 f/s Effet 2 = - 18,51 %	0,495 f/s	0,151 f/s Effet 2 = - 32,78 %	0,225 f/s	$F_{(1,37)} = 0.047 ; p = 0.829$
c	0,745 f/s Effet 2 = - 17,52 %	0,903 f/s	0,410 f/s Effet 2 = - 13,11 %	0,471 f/s	$F_{(1,37)} = 0.575 ; p = 0.453$
d	0,372 f/s	0,000 f/s	0,387 f/s	0 f/s	$F_{(1,37)} = 0.030 ; p = 0.863$
e	0,793 f/s Effet 2 = - 17,64 %	0,964 f/s	1,654 f/s Effet 2 = - 17,74 %	2,011 f/s	$F_{(1,37)} = 0.785 ; p = 0.381$

Effet de la tâche : Hypothèse opérationnelle 5					Rejetée
(Durée de fixation – en millisecondes – par secondes ; ms/s)					
AOI	Exp. 1		Exp. 2		Significativité
	+ RA	- RA	+ RA	- RA	
a	171 ms/s Effet 2 = + 0,38 %	171 ms/s	68 ms/s Effet 2 = + 31,19 %	52 ms/s	$F_{(1,37)} = 0.333 ; p = 0.567$
b	89 ms/s Effet 2 = - 36,29 %	140 ms/s	44 ms/s Effet 2 = - 26,32 %	60 ms/s	$F_{(1,37)} = 2.019 ; p = 0.164$
c	195 ms/s Effet 2 = - 19,03 %	240 ms/s	116 ms/s Effet 2 = - 11,29 %	130 ms/s	$F_{(1,37)} = 0.824 ; p = 0.370$
d	70 ms/s	0 ms/s	89 ms/s	0 ms/s	$F_{(1,37)} = 0.985 ; p = 0.328$
e	204 ms/s Effet 2 = - 3,68 %	212 ms/s	418 ms/s Effet 2 = - 18,56 %	513 ms/s	$F_{(1,37)} = 2.754 ; p = 0.105$

Effet de la tâche : Hypothèse opérationnelle 6
(Complexité par secondes ; C/s)

Rejetée

Exp. 1		Exp. 2		Significativité
+ RA	- RA	+ RA	- RA	
C/s = 9,16 Effet 2 = + 68,40 %	C/s = 5,44	C/s = 5,54 Effet 2 = + 70,73 %	C/s = 3,24	$F_{(1,37)} = 1,210 ; p = 0,278$

Nos résultats ne permettent donc pas de conclure à une diminution de l'effet distracteur produit par l'agent de *Data Crawler* avec l'augmentation du contrôle cognitif impliqué dans la tâche. Contrairement à H₁, H₂ et H₃, notre quatrième hypothèse théorique n'est pas validée.

IV.3.3.2. Effet sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective

Une augmentation de la charge cognitive subjective

Sur le plan exploratoire, la distraction produite par l'agent de *Data Crawler* lors des expérimentations 1 et 2 n'a pas d'effet significatif sur les émotions des participants. Soulignons que ces résultats ne sont toutefois pas rigoureusement comparables étant donné que les questions d'évaluation des émotions dans le cas de l'expérimentation 1 ne sont pas identiques à celles correspondant à l'expérimentation 2. Il n'en reste pas moins que ces résultats tendent plutôt à invalider l'hypothèse d'une modification de l'effet de la présence de l'agent sur les émotions en fonction du contrôle cognitif engagé dans la tâche. Ceci n'est pas le cas de la charge cognitive subjective puisque, même si les mesures mobilisées pour l'expérimentation 1 ne sont pas identiques à celles mobilisées pour l'expérimentation 2, il apparaît que, dans ce dernier cas, la présence de l'agent de *Data Crawler* produit une augmentation de la charge cognitive subjectivement engagée dans la tâche. Il s'agit plus exactement de la charge cognitive extrinsèque. À titre purement exploratoire, il semble donc que, dans ce cas précis, l'effet de la distraction produite par l'agent de *Data Crawler* sur la charge cognitive subjective ne diminue pas, mais tend plutôt à augmenter avec le contrôle cognitif impliqué par la tâche. Dans le cas de l'évolution de l'effet de cette même distraction

sur les performances de mémorisation des participants, nos résultats ne nous permettent aucune comparaison, même à titre exploratoire.

Transition. Un effet distracteur qui peut perturber...

... les stratégies de recherche d'information

À l'issue des résultats que nous venons de présenter, le premier constat que nous pouvons faire est que, comme nous avons pu l'explorer dans la section III, l'agent de *Data Crawler* influe significativement sur les activités de recherche d'information des participants. Plus exactement, ces deux expérimentations permettent de mieux comprendre comment cet agent est susceptible de favoriser les stratégies de découverte d'information puisqu'en ajoutant différentes offres susceptibles d'intéresser l'utilisateur sur la fiche du produit, l'agent de *Data Crawler* tend à favoriser des logiques d'exploration comparative. Les recommandations que suggère l'agent sont ainsi une charge extrinsèque supplémentaire qui conduit les participants à adopter des stratégies de lecture de la fiche du produit qui sont moins profondes et plus dispersées de façon à faire baisser le niveau de charge intrinsèque engagé dans le traitement des informations. À travers cet effet distracteur, l'agent de *Data Crawler* permet un certain désengagement attentionnel qui est susceptible de favoriser les activités de préparation, d'exploration et de consolidation qui sont impliquées dans les stratégies de découverte d'information (David, Song, Hayes & Fredin, 2007).

Aussi, les expérimentations 1 et 2 ne viennent pas seulement renforcer les résultats exploratoires exposés dans la section III. Elles en constituent un prolongement dans la mesure où elles permettent de souligner que, bien que l'exploration fasse aujourd'hui l'objet d'une forte valorisation (Auray, 2000), les effets sérendip produit par l'agent de *Data Crawler* ne sont pas adaptés à toutes les situations. Les expérimentations 1 et 2 permettent en effet de mettre en avant qu'en enrôlant les participants dans le jeu de l'exploration comparative, cet agent est, dans certain cas, susceptible de les perturber. S'il est capable de désengager leur attention, n'est-ce pas aussi parce qu'il entrave l'attention sélective (Broadbent, 1958) que ces derniers peuvent accorder à la réalisation de leurs stratégies de recherche d'information ? D'un point de vue cognitif, la réponse ne peut être que positive. Car, comme nous l'avons dit en amont, c'est l'engagement attentionnel qui permet à l'utilisateur de se focaliser sur les informations pertinentes de façon à pouvoir les traiter en profondeur. Et cette capacité de

focalisation est fondamentale dans les tâches de représentation, de planification et d'exécution qui sont impliquées dans les stratégies de recherche d'information (Sharit, Hernandez, Czaja & Pirolli, 2008).

Il est toutefois important de noter que nous n'avons pas trouvé de relation significative entre la présence de l'agent de *Data Crawler*, les émotions des participants et leurs performances de mémorisation. Cela veut dire que, lors des expérimentations 1 et 2, cet agent ne produit ni d'émotions positives, ni d'émotions négatives. Il ne semble pas, non plus, influencer négativement sur les activités de mémorisation des informations véhiculées par la fiche du produit. Ces résultats exploratoires mériteraient toutefois d'être complétés par d'autres travaux de recherche. Par exemple, dans le cas des émotions, il serait intéressant de refaire les expériences en mobilisant des mesures physiologiques (i.e., de l'activité cérébrale ou épidermale) qui sont plus précises et plus objectives. Dans le cas des performances de mémorisation, il semblerait également pertinent de reproduire l'expérimentation 2 à l'aide de tâches de rappel plus exhaustives. Le questionnaire 3 que nous avons mobilisé permet en effet d'évaluer la mémorisation d'informations qui ont été sélectionnées de manière plutôt arbitraire. Il est donc possible que la présence de l'agent influe sur la mémorisation d'un certain nombre d'informations que nous n'avons pas prises en compte. Selon nous, ces limites doivent être d'autant plus sérieusement considérées que nous avons par contre trouvé que :

- lors de l'expérimentation 2, la présence de l'agent de *Data Crawler* rend significativement plus difficile l'identification des informations pertinentes qui composent la fiche du produit ;
- l'effet distracteur produit par cet agent ne diminue pas avec le contrôle cognitif impliqué par la tâche.

Il nous faut maintenant mentionner que les effets distracteurs que permettent de provoquer les expérimentations 1 et 2 doivent faire l'objet d'études plus approfondies afin d'être mieux compris. Par exemple, comme le montrent Léa Pasqualotti et Thierry Baccino (2014) dans le cas des bannières publicitaires, il est fort probable que le positionnement de l'agent de *Data Crawler* sur la fiche du produit ait une influence significative sur les formes des effets sérendip que ce dernier engendre. De même, nous avons pu repérer différentes variables que nous ne présentons pas dans ces travaux et qui viennent modérer ces effets. Comme nous l'avons pointé dans la section III, certaines des variables individuelles qui permettent de définir le niveau d'acceptabilité que les participants accordent à l'agent de *Data Crawler* ainsi

que leurs profils sociocognitifs jouent ce rôle. Nous avons également pu repérer que les effets distracteurs produits par la présence de cet agent varient en fonction du type de bien recherché. Par exemple, nous avons pu remarquer que, lors de l'expérimentation 3, les participants tendent à accorder une attention plus intense à l'agent de *Data Crawler* lorsqu'ils cherchent des lunettes de soleil que lorsqu'ils cherchent des jumelles. Il n'est en ce sens pas impossible que les effets sérendip produits par cet agent varient en fonction du niveau de technicité du bien recherché. Il serait ainsi possible de faire l'hypothèse que plus la recherche d'information porte sur des biens définis par des critères techniques, moins esthétiques et moins les effets sérendip produits par l'agent sont importants.

Pour conclure cette quatrième section, nous souhaitons souligner que les résultats qui en sont issus ne doivent pas être compris comme une manière de critiquer les déficits attentionnels, au sens pathologique du terme, que pourraient produire les technologies marchandes big data. En référence aux travaux d'Yves Citton (2014), nos propos ne consistent pas à dire que l'agent de recommandation de *Data Crawler* dissipe ses utilisateurs d'une manière abrutissante. Seulement, si les effets sérendip qu'il provoque tendent à produire un désengagement attentionnel qui est favorable aux stratégies de découverte d'information, ces effets peuvent également perturber les stratégies de recherche d'information. Aussi, si, à l'instar d'Yves Citton, nous pensons qu'il est erroné d'affirmer que seule l'attention focalisée devrait être cultivée sous prétexte qu'elle serait plus noble que la dispersion, nous croyons qu'il serait tout aussi trompeur de prôner les seules vertus du désengagement attentionnel. Et ce dernier point nous semble d'autant plus important qu'aujourd'hui, les troubles de la concentration ne sont pas les seuls à faire l'objet de condamnations discutables de la part de ce que nous pourrions appeler les gardiens de la morale. Les troubles de la déconcentration sont également visés, comme en témoigne l'intérêt que les psychologues cliniciens portent à cette nouvelle « maladie » que constitue l'incapacité à désengager son focus attentionnel¹⁶⁸ (cf. Heeren, Ceschi & Philippot, 2012). Il est en ce sens important de bien comprendre que notre point de vue n'est pas normatif : l'engagement attentionnel n'est, selon nous, pas moins contestable que le désengagement attentionnel ; et inversement. Notre posture se veut descriptive et compréhensive : elle cherche à identifier comment l'effet distracteur produit par l'agent de *Data Crawler* peut à la fois jouer un rôle

¹⁶⁸ Le « lâcher prise » est actuellement très à la mode. Aussi, il pourrait être intéressant d'examiner avec un peu plus de distance les conditions d'émergence de cette nouvelle norme psychologique et les enjeux sociologiques qui y sont associés. Car ce fameux lâcher prise pourrait être, par exemple, la double face de ce que l'on appelle généralement le *burn out* : cela pourrait être une façon de faire internaliser par les individus les causes d'un phénomène qui comporte inmanquablement de multiples dimensions organisationnelles.

facilitateur et un rôle perturbateur. Cela ne veut pas dire que notre perspective ne comporte pas une dimension critique. Cependant, comme nous l'avons déjà dit, cette dernière est essentiellement pragmatique dans le sens où, en posant la question de la pertinence des machines intelligentes, elle recouvre une certaine prise de distance vis-à-vis des discours qui promeuvent ces technologies. Les consommateurs n'ont pas systématiquement besoin de découvrir et d'explorer des offres qui doivent être perçues comme intéressantes : parfois, il leur faut plus modestement trouver la ou les informations qu'ils cherchent¹⁶⁹. Ainsi, il serait selon nous maladroit de prendre ces dernières remarques de trop haut car il ne faut pas oublier que l'agent de *Data Crawler* a pour principal objet d'économiciser les activités d'exploration de ses utilisateurs, c'est-à-dire de les provoquer de façon à servir les intérêts financiers de l'implémenteur. Mais ralentissons le pas et évitons de nous engager plus avant dans des interprétations qui pourraient apparaître trop abstraites et hâtives. Restons ancré dans l'empirie et prenons le temps de revenir sur l'ensemble des résultats que nous venons de présenter. Nous donnerons ensuite la parole aux différents participants que nous avons recrutés afin de mieux saisir les représentations qu'ils se font des usages de l'agent de *Data Crawler*. Nous verrons alors que ces représentations vont dans le sens des arguments précédemment exposés.

V. Synthèse des résultats

Utilité, utilisabilité et acceptabilité

Dans la section II, nous avons vu que l'agent de *Data Crawler* véhicule un programme d'action qui vise à susciter une certaine disposition à la sérendipité de ses utilisateurs de façon à économiciser leurs activités d'exploration des sites de ses implémenteurs. Dans la section III, nous avons montré que ce programme d'action est doté d'une certaine performativité dans la mesure où cet agent est une sorte de *nudge* (Thaler & Sunstein, 2008) qui pousse les utilisateurs à adopter des logiques de comparaison et d'exploration des produits de façon à les engager dans le tunnel de conversion. En référence aux travaux de Franck Cochoy (2010), l'agent de *Data Crawler* peut ainsi être compris comme un dispositif de traduction et de conduction qui est relativement efficace : si son architecture cognitive lui

¹⁶⁹ C'est par exemple le cas lorsque l'on cherche un produit particulier pour réparer un objet. Ainsi, quel bricoleur n'a-t-il jamais oublié de vérifier la compatibilité d'une pièce à force d'explorer l'offre d'un site ? Et cela peut être assez embêtant une fois que la commande est passée.

permet de traduire des données d'observation en des recommandations qui attirent l'attention des utilisateurs, sa disposition physique et son fonctionnement conduisent ces derniers à explorer plus en profondeur le site de façon à mieux les attacher économiquement. Cet agent véhicule en ce sens une forme de manipulation douce et diffuse, mais qui n'en reste pas moins importante compte tenu de la masse des individus qui en sont les sujets. Tout le problème est alors de mieux comprendre comment s'instaure ce pouvoir d'action. Afin de dégager quelques pistes de réflexion concernant cette question, nous avons proposé, dans la section précédente, de nous intéresser à la pertinence de l'agent de *Data Crawler*. Nous avons vu que, sur le plan purement pragmatique, ce dernier peut faire l'objet d'une mise en question dans la mesure où sa présence sur la fiche du produit génère des effets distracteurs qui, s'ils peuvent être bénéfiques aux stratégies de découverte d'information, peuvent également perturber les stratégies de recherche d'information. Dans cette section, nous souhaitons prolonger cette réflexion en réalisant une sorte de synthèse générale des résultats que nous avons pu produire à partir de l'ensemble des dispositifs d'enquêtes que nous avons présenté dans ce chapitre. Notre objectif sera de mieux saisir comment les utilisateurs participent à la performativité du scénario d'usage véhiculé par l'agent de *Data Crawler* en mettant en avant les formes d'utilité, d'utilisabilité et d'acceptabilité qu'ils lui accordent.

V.1. Un agent utile et utilisable ?

Retour sur les sections III et IV

En référence à ce que nous avons dit dans le chapitre 1, les études que nous venons de présenter aident à mieux comprendre comment l'agent de *Data Crawler* performe une certaine disposition à la sérendipité chez ses utilisateurs. Elles mettent effectivement en avant que, si ce dernier tend à faire advenir les représentations de son concepteur et de ses implémenteurs, c'est, *a minima* en partie, parce qu'il est doté d'une certaine utilité et utilisabilité du point de vue de ceux qui en font usage. Concernant la facilité d'utilisation de l'agent de *Data Crawler*, les observations que nous avons pu réaliser durant l'expérimentation 3 montrent que celle-ci est plutôt bonne, ce qui n'est d'ailleurs pas très étonnant au vu de la simplicité du rôle qui échoit à l'utilisateur dans le scénario d'usage dont est porteur cet agent. Aucun des 38 participants qui ont réalisé nos différentes expérimentations n'a rencontré de problème pour faire fonctionner cet agent : ils ont tous rapidement compris qu'il suffisait de cliquer sur les recommandations pour pouvoir accéder à

la fiche du produit suggéré¹⁷⁰. Rappelons que l'analyse des parcours de navigation que nous avons proposée dans la section III nous a également permis de pointer que moins les visiteurs connaissent le site et plus ils tendent à utiliser l'agent de *Data Crawler*. Ce résultat va donc dans le sens de ce que nous venons de dire puisqu'il indique, en creux, que la prise en main de cet agent n'implique pas de difficulté majeure. En outre, si faire fonctionner cet agent apparaît plutôt aisé, il semble également très facile de le localiser. Plus encore, les expérimentations 1, 2 et 3 montrent qu'il est assez difficile de ne pas porter attention à l'agent de *Data Crawler*. Autrement dit, c'est cette facilité que les utilisateurs ont à identifier et à prendre en main l'agent qui en fait une technologie utilisable du point de vue de l'environnement d'usages.

Mais, comme nous l'avons annoncé plus haut, l'agent de *Data Crawler* n'est pas seulement doté d'une bonne utilisabilité. Il comporte également une certaine utilité dans la mesure où il permet d'améliorer la navigation à l'intérieur du site au sein duquel il est implémenté. L'ensemble des études que nous avons présentées dans les sections III et IV montrent que cet agent favorise l'exploration du catalogue en ligne :

- en suscitant le désengagement attentionnel de l'utilisateur ;
- en le faisant entrer dans des logiques de comparaison ;
- en lui permettant de naviguer plus en profondeur dans le site ;
- en l'aidant à réaliser des parcours de navigation moins non pertinents.

Pour autant, toujours du point de vue des utilisateurs, l'utilité de l'agent de *Data Crawler* est discutable. Et elle ne l'est pas que sur un plan moral dans le sens où, nous y reviendrons après, les finalités de cet agent sont critiquables. Elle l'est également sur un plan purement pragmatique dans la mesure où les usages d'un site marchand ne peuvent se réduire à de simples stratégies de découverte d'information puisqu'ils recouvrent toujours, au moins en partie, des stratégies de recherche d'information qui sont orientées selon des objectifs relativement précis. Dans le sens de ce que nous avons dit précédemment, la présence de l'agent sur la fiche du produit n'est pas nécessairement utile. À l'aide des témoignages des participants recrutés, nous verrons par la suite que l'utilisateur peut en effet cliquer sur un bien au sein d'une liste de produits dans le seul but de consulter une ou plusieurs informations

¹⁷⁰ Précisons toutefois que l'utilisabilité de l'agent de *Data Crawler* pourrait être améliorée dans le sens où, comme nous le verrons par la suite, certains des participants n'avaient par exemple pas compris, lors des expérimentations 1, 2 et 3, qu'il était possible de faire défiler les recommandations qui sont affichées par séries comme le montre la figure 79.

le concernant. Auquel cas, les recommandations proposées par l'agent n'ont pas forcément d'intérêt. À tout le moins, l'expérimentation 2 montre qu'en favorisant le désengagement attentionnel de l'utilisateur, la présence de cet agent ne facilite pas la lecture profonde et focalisée de la fiche du produit. Il tend plutôt à complexifier subjectivement l'identification des informations pertinentes véhiculées par cette même fiche. Autrement dit, lorsque l'utilisateur est dans une stratégie de recherche d'information, l'agent de *Data Crawler* peut cette fois-ci diminuer l'utilisabilité du site ; et c'est précisément en ce sens que, sur le plan de l'environnement d'usages et d'un point de vue purement pragmatique, son utilité peut être questionnée.

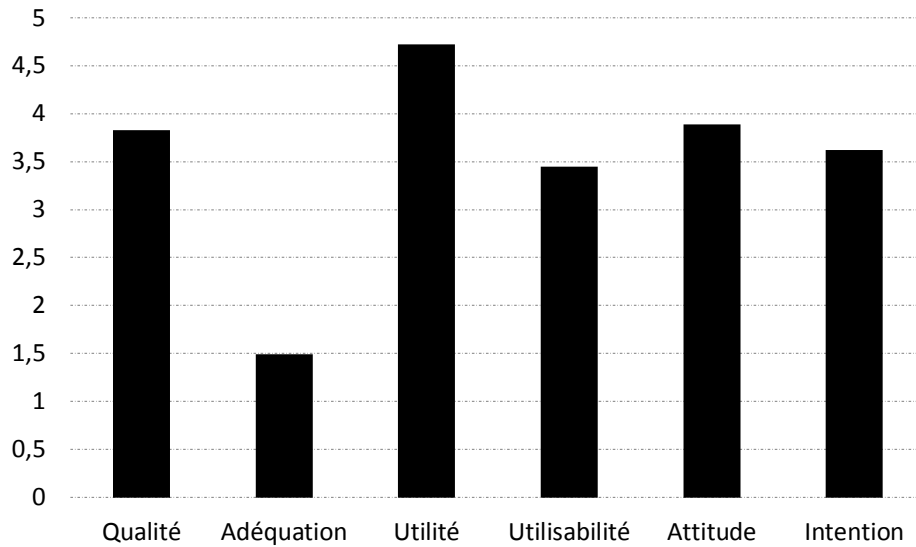
V.2. Un agent acceptable ?

Présentation des verbalisations

L'agent de *Data Crawler* est donc doté d'une bonne utilisabilité et d'une certaine utilité qui n'est toutefois pas indiscutable puisqu'elle dépend des stratégies de navigation déployées par les utilisateurs. Mais qu'en est-il de son acceptabilité ? Jusqu'ici, l'intérêt que nous avons porté à l'égard de l'utilité et de l'utilisabilité de cet agent est fondé sur des critères objectifs : nous avons examiné des pratiques d'utilisateurs sans accorder une réelle attention à leurs représentations. Aussi, que savons-nous, finalement, de la manière dont ces utilisateurs perçoivent cette utilité et cette utilisabilité sur les plans individuels et collectifs ? Le questionnaire 6 présenté dans la section III.1.1 permet de quantifier une partie de ces perceptions dont les résultats sont consultables à l'aide du tableau 46. Aussi, nous proposons de commencer par présenter les scores correspondant à chaque dimension de l'acceptabilité par ordre décroissant afin de pouvoir mettre en avant, du point de vue des participants, celles qui leur apparaissent caractériser le mieux l'agent de *Data Crawler*.

D'une manière générale, le tableau 46 montre que la dimension de l'acceptabilité qui est la mieux notée par les participants est celle de l'utilité. Ensuite, ils expriment une attitude relativement positive envers cet agent et une appréciation plutôt bonne des recommandations qu'il leur fait. Ils disent avoir des intentions d'usage également positives et ils perçoivent finalement l'agent de *Data Crawler* comme assez utilisable même s'ils ne le trouvent pas nécessairement adéquat dans le sens où ce dernier n'est pas très attractif et n'explique pas comment il sélectionne les recommandations qu'il propose.

Tableau 46. Mesures d'acceptabilité de l'agent de *Data Crawler*



	Rang	Moyenne	Significativité	Classement
Qualité	3,83	2,09 / 4	$\chi^2_{(5)} = 66,247 ; p = 0,000$	3
Adéquation	1,49	0,61 / 4		6
Utilité	4,72	2,52 / 4		1
Utilisabilité	3,45	1,93 / 4		5
Attitude	3,89	2,01 / 4		2
Intention	3,62	1,84 / 4		4

Si les indicateurs présentés ci-dessus sont intéressants dans le sens où ils offrent un point de vue général de l'acceptabilité que les participants accordent à l'agent de *Data Crawler*, ils autorisent un accès à leurs représentations qui n'est que très superficiel. C'est pourquoi, afin de mieux comprendre ces résultats et de mieux saisir les formes de l'acceptabilité que les participants prêtent à cet agent, nous proposons d'exposer une synthèse du matériau qualitatif que nous avons pu recueillir à ce sujet.

V.2.1. Guide d'entretien et matériau

24 verbatims

Comme nous le précisons dans le tableau 20 (cf. section III.1.1), nous avons systématiquement conclu le dispositif d'enquête relatif à l'analyse du mouvement oculaire par

un entretien semi-directif. Cet entretien avait pour finalité de saisir les représentations que chaque participant se fait des usages de l'agent de *Data Crawler* afin de mieux comprendre les perceptions que ces derniers ont de son fonctionnement, de son utilité et de son utilisabilité. Pour faciliter la verbalisation des participants, nous les avons systématiquement connectés à la page de la paire de lunettes ou de jumelles qu'ils avaient préalablement mis dans leur panier lors de l'expérimentation 3¹⁷¹. Ces derniers pouvaient ainsi observer et manipuler l'agent de *Data Crawler* lors de l'entretien qui était systématiquement structuré autour des deux thématiques présentées dans le tableau 47.

Tableau 47. Guide d'entretien sur les représentations d'usage de l'agent de *Data Crawler*

Thématique	Questions de départ
Perception du fonctionnement de l'agent de <i>Data Crawler</i>	Question de départ : je vous propose d'observer les différentes recommandations proposées sur cette page. Selon vous, comment ces recommandations vous sont-elles suggérées ?
Avantages et inconvénients de l'agent de <i>Data Crawler</i>	Question de départ : selon vous, qu'elles sont les avantages et les inconvénients de ce système de recommandation ?

La première partie de l'entretien avait pour finalité de repérer la manière dont les participants se représentent le fonctionnement de l'agent de *Data Crawler*. La deuxième partie de l'entretien avait pour objectif de mieux comprendre comment les participants perçoivent l'utilité et l'utilisabilité de cet agent sur les plans individuels et collectifs. Ce sont principalement ces verbalisations qui nous intéresseront ici. Dans le tableau 48, nous exposons une sélection de vingt-quatre extraits qui nous sont apparus comme les plus pertinents.

¹⁷¹ Nous nous sommes ici directement inspirés des méthodes dites d'auto-confrontation (Boudée, 2010).

Tableau 48. Verbalisations des avantages et des inconvénients de l'agent de *Data Crawler*

Verbatim 1 : « Ce qui est intéressant, c'est que, si on trouve un produit qui nous intéresse mais qui a un petit bémol, on peut voir d'autres produits similaires à des prix semblables, du même type, de la même compagnie. Ça peut être pratique pour aller rapidement voir des produits similaires. Le problème, c'est qu'on a peu d'informations. On doit aller cliquer sur chacun des produits pour avoir des informations plus précises. Tout ce qu'on a, c'est la marque, le prix, puis le nom des lunettes avec une image. C'est sûr que, l'image, c'est ce qui nous intéresse le plus. C'est ce qui va faire qu'on va cliquer sur un produit plutôt que sur un autre [...]. Des fois, ça peut être vraiment utile si on cherche un style en particulier. Si on cherche juste quelque chose de général, on va finir par cliquer sur n'importe quoi dans cette section-là [i.e., l'AOI recommandations (d)], jusqu'à temps qu'on trouve ce qui nous intéresse [...]. Le problème c'est qu'on priorise cette section-là par rapport aux descriptions du produit. Quand on va de haut en bas, on voit l'image du produit [i.e., l'AOI photo (a)]. Ensuite, on voit le prix et d'autres informations [i.e., les AOI prix (c) et titre (b)]. Ensuite, on a cette fenêtre-là qui nous dit les autres produits qu'on pourrait acheter [i.e., l'AOI recommandation (d)]. Puis, c'est à la suite de ça qu'on a, enfin, la description du produit [i.e., l'AOI description (e)]. Pour moi, ce serait plus intéressant de savoir ce qu'est le produit que je suis en train de regarder avant de commencer à en voir d'autres. Mais c'est vraiment important d'avoir ça. C'est utile pour surfer sur un site d'achat en ligne parce que ça permet de voguer rapidement d'un produit à l'autre. Mais on voit qu'ils ont mis l'emphase sur « faire de l'argent ». Parce que, la description, ce n'est pas la première chose qu'on regarde quand on atterrit. Moi, j'essaie justement de voir la description. Parce que je connais les techniques de marketing. L'espèce d'aspect : « on veut vous vendre, on veut vous vendre... ». J'essaie d'oublier ça. Mais c'est sûr qu'en tant que vendeur, ils configurent le site pour faire le plus de ventes possibles [...]. Dans mes études, j'ai été sensibilisé à ça, j'essaie de l'éviter » (AB1406).

Verbatim 2 : « L'avantage de cet outil, c'est qu'il me propose d'autres modèles qui me plairaient peut-être pas, mais ça m'évite de faire plus de recherche. Ça me permet de gagner du temps. Le problème, c'est que c'est trop varié. Au départ ça va, mais après, plus on fait « vous aimeriez également » [i.e., plus on fait défiler les recommandations proposées par l'agent ; cf. figure 79], et plus c'est aléatoire. C'est trop varié et c'est perturbant... Ça change tes attentes. Ça change ce que tu attends en fait. Par exemple, tu aimes cette paire de lunettes, puis après, tu regardes et tu dis : « ah ouais ! Elle est pas mal ». Puis, tu perds du temps encore. Ça peut permettre de gagner du temps, mais ça peut aussi permettre d'en perdre. Tu dis : « ah ouais ! Elle est pas mal ». Puis, tu cliques, tu tombes sur « vous aimeriez également ». Puis, tu cliques. Etc. » (AK2011).

Verbatim 3 : « Ça permet de regarder d'autres produits et promotions. Ça permet d'avoir une meilleure diversité de choix, de mieux orienter son choix. Le désavantage, c'est qu'on n'a pas toutes les informations dans la bande. Mais je trouve ça utile. Moi, ça me dérange pas de voir ça » (AM1506).

Verbatim 4 : « Les avantages, c'est que ça te propose des articles que tu n'as pas nécessairement vus. Avant d'avoir sélectionné tel article, avant qu'il m'offre la barre de recommandation, il y avait quoi, une douzaine d'articles par page. Donc, je les ai regardés en diagonale. Je suis allé voir celui qui m'intéresse le plus visuellement. Celui qui m'attire le plus. Et là, pendant que j'examine le produit que j'ai choisi, ça me donne un coup d'œil sur ce que j'ai pu louper [...]. Je ne vois pas trop d'inconvénients. C'est plus l'utilité qui est discutable. Parce que, si je regarde, dans le fond, ce qu'il me recommande, j'ai vite remarqué qu'il ne se base pas vraiment sur ce qui m'intéresse le plus. Il n'y a pas le moyen de faire le filtre du système de recommandation. Donc moi, si je cherche un produit qualité-prix, je préfère retourner en arrière puis tourner encore en rond sur la marque qui m'intéresse le plus afin de trouver celle qui est en promotion et qui me convient ; sans utiliser la barre de recommandation » (BD1610).

Verbatim 5 : « Ça me permet de pas être obligée d'aller chercher à travers tous les modèles. Puis, ça

donne plus de choix aussi. Donc, des fois, il va y avoir des variantes sur un modèle assez similaire. Si les gens ont cherché ça, qu'ils aiment la forme, ils vont donc également aimer la forme des autres. Mais, en général, je n'utilise pas vraiment les recommandations. Ça dépend, s'il y a beaucoup de modèles, là, c'est sûr, c'est pratique [...]. Il n'y a pas vraiment de désavantages. Je trouve que c'est juste là pour ajouter un plus qu'on n'aurait pas sinon. Je pense que ça aide plus que ça peut nuire. Je trouve que ça donne la possibilité de voir d'autres modèles qu'on n'aurait pas nécessairement regardés [...]. Quand il y a plein de choix, des fois, ça devient mélangeant. Quand il y a trop de choix, tu ne peux pas tout regarder. Là, au moins, ça fait remarquer ce qui est quand même assez similaire à ce que tu regardes » (CDC1804).

Verbatim 6 : « Le problème, c'est que tu es obligé de cliquer dessus pour voir le détail des lunettes. Il faut que tu cliques dessus pour avoir le détail et il faut que tu reviennes en arrière pour retrouver les lunettes que tu regardais avant. Mais il n'y a pas tant d'inconvénients que ça. Je n'en vois pas tant que ça... L'inconvénient, c'est que les dernières recommandations, on ne les voit pas assez, à moins d'aller directement à la fin [c'est-à-dire, de faire défiler les recommandations proposées par l'agent ; cf. figure 79]. Ils pourraient peut-être le faire défiler. Ils pourraient aussi mettre un petit tri comme celui qu'ils mettent sur la page d'avant : du plus cher au moins cher, par exemple. Il n'y a pas trop d'inconvénients. Les avantages, c'est que tu vois en détail les mêmes marques que le produit que tu as choisi. Tu vois les produits les plus commandés ou ceux qui sont en promotions, les dernières nouveautés ; ceux qui sont au meilleur marché pour toi et qui sont de la même marque, peut-être pas les mêmes modèles. Ce qui fait que ça peut de donner un goût différent. Tu peux apprécier de nouvelles montures. Si tu ne t'intéressais pas à cette monture-là, tu peux te dire : « je vais *checker* voir s'il n'y en a pas d'autres qui m'intéressent en dessous [cf. l'AOI recommandation (d)] ». C'est dans une même tranche de prix, donc, ça peut te suggérer d'autres choix possibles. Ça peut te permettre de découvrir de nouveaux produits. Ça peut t'amener à diversifier ton choix de lunettes » (CDL2711).

Verbatim 7 : « C'est sûr que ça permet de voir d'autres produits dans le même ordre d'idées. Je pense que c'est ça, le gros avantage. Ça aide un peu à nous diriger. Ça nous évite d'aller voir partout dans le site pour trouver quelque chose de semblable. Ça nous donne des idées de choses qui sont déjà semblables. Moi, c'est ce que je trouve intéressant. Un inconvénient, c'est sûr que, ça peut mêler plus l'acheteur dans le sens où il y a d'autres choix qui sont présentés, qui sont aussi attrayants et qui sont vraiment semblables. Ça ne permet pas de conclure son idée de façon rassurante. Donc, on ne sait pas trop ce qu'on va choisir. Et puis, il y a un autre inconvénient, enfin, je ne sais pas si on peut appeler ça un inconvénient ; mais, tous les produits sont plus chers. En tout cas, au moins dans cet exemple-là. C'est une manière de faire de l'argent. Mais c'est normal aussi. C'est comme ça que ça marche. Mais c'est un peu un inconvénient pour l'acheteur. Ça peut le faire dépenser plus » (CK0804).

Verbatim 8 : « Peut-être que les avantages sont qu'il nous montre certains modèles qu'on n'aurait pas vus dans notre recherche initiale. Il y a tellement de paires de lunettes que, peut-être, on ne les a pas toutes appréhendées quand on a fait notre recherche. Peut-être que cela peut nous aider à voir des modèles similaires qu'on n'avait pas remarqués non plus et qui nous plairaient peut-être plus que le modèle initiale qu'on a choisi. Les inconvénients, c'est qu'on nous pousse à la consommation. C'est une logique marchande quoi. C'est... On choisit un produit initialement. Donc, on a déjà choisi ce produit. Et il nous propose d'autres produits. Donc, c'est vraiment la logique marchande poussée jusqu'au bout. Quand je choisissais la paire de lunettes, je n'ai vue quasiment aucune caractéristique qui était précisée. Moi, je porte des lunettes tous les jours. J'aime bien savoir si mes yeux sont bien protégés. Des choses comme ça quoi. De quelles matières sont faites les montures ? Des choses comme ça. Donc, moi, je préférerais qu'on me donne plus de caractéristiques et qu'on vire la barre de recommandations. Voilà, que je sache vraiment les caractéristiques du produit que je veux acheter [...]. Je suis consciente que ces systèmes de recommandation, c'est vraiment dans une logique marchande. Je ne suis pas là : « Ah ! C'est sympa de nous mettre des petites fenêtres comme ça pour nous recommander des produits ». Non. Les sites sont conscients de ça et essaient d'attirer notre attention sur d'autres produits pour qu'on achète plus, tout simplement. Je navigue beaucoup sur les sites de vêtements et ils nous mettent toujours des produits recommandés pour compléter la tenue. Par

exemple, si j'achète une robe, il me recommande le sac à main, les chaussures, etc. Moi, je sais ce que je veux et les produits que je veux. Et je me dis : « non, je ne vais pas acheter un produit qu'il me propose pour ma tenue ». Non. Mais je pense que, même si on a conscience de cette logique marchande, on est toujours, quand même, influencé par ces recommandations et la disposition des sites internet. Je pense que malgré tout, inconsciemment, on est dirigé vers ce que le site veut. Ils savent nous attirer l'attention sur certaines choses en particulier. Même si on a conscience de cela, il y a toujours certaines choses qui nous échappent. C'est pour ça que ces outils-là, je cherche à ne pas trop les utiliser » (CLT2708).

Verbatim 9 : « Quand on n'est pas sûr de son choix, c'est quand même pratique. Parce que, ça nous donne un autre aperçu dans les caractéristiques qui nous intéressent. Quand on change de lunettes et qu'on n'est pas sûr de ce qu'on veut, c'est vrai que c'est intéressant. Mais en lunettes, je sais ce que je veux. Donc, ce n'est pas trop pour moi. Les inconvénients, c'est qu'on est obligé de cliquer dessus et de passer les pages pour voir [i.e., de faire défiler les recommandations proposées par l'agent ; cf. figure 79]. Et puis, quitte à ce que ce soit des recommandations, autant que ça reste exactement les mêmes produits. Moi, je n'aime absolument pas les autres lunettes. Donc, c'est comme si c'était en trop. Mais ça, c'est mon cas. Parce que, si je ne savais pas trop quoi regarder, oui, là, ce serait utile » (CPR0609).

Verbatim 10 : « Moi, ça me dérange pas trop. Disons que ça joue un peu le rôle d'un vendeur dans une boutique physique. C'est-à-dire que, s'il nous voit intéressé par un modèle ou s'il nous voit un peu hésitant, il va nous proposer quelque chose de similaire, ou alors, il va essayer de nous vendre des trucs un peu plus chers. Donc, ça peut-être gonflant. Mais, des fois, c'est bienvenu parce qu'on peut se dire : « Ouais, finalement, pour dix euros de plus, celle-là, elle est quand même beaucoup mieux ». Donc, ce n'est pas toujours mal venu. Non. Non. Je dirais que c'est bien. C'est une aide à la navigation. Quand on est un peu perdu et qu'il y a beaucoup de produits, si le système de recommandation est bien fait, on clique sur un truc qui nous intéresse, et après, il nous propose d'autres choses. Et si ces propositions sont pertinentes, ça peut faire gagner du temps. On n'est pas obligé de revenir à la page de résultats, ou encore, de repasser dans le moteur de recherche. On passe, comme ça, de produit en produit. Ça peut être bien. Le travers, c'est que ça prend de la place sur la page. S'il y a beaucoup d'informations et qu'on n'est pas intéressé... Ce n'est peut-être pas l'information la plus pertinente quand même. Ça peut perturber un peu la lecture. Mais bon, ce n'est pas trop gênant dans la mesure où c'est affiché sur la page et, si ça ne nous intéresse pas, on passe rapidement dessus et voilà. Ce qui peut être un peu dérangeant, c'est de voir l'utilisation qui est faite des données. Enfin, ce n'est pas très intrusif non plus. Ils voient ce que les gens achètent. Ils font des recoupements... Mais ils ont tellement de données que, finalement, ils arrivent à faire des prédictions assez bonnes. Notamment sur les sites vraiment énormes comme *Amazon*. C'est quand même assez frappant. Des fois, je me dis : « Merde ! Ça marche bien ». Mais, c'est quand même un peu flippant de voir que ça marche bien. Mais, en même temps, ce n'est pas des informations extorquées. C'est juste qu'ils utilisent bien leur base de données... Ça questionne un peu sur le conformisme, des trucs comme ça... Des fois, tu peux te sentir un peu enfermé » (DSI2705).

Verbatim 11 : « Les avantages sont que les produits que je pourrais aimer sont regroupés au même endroit. Donc, c'est plus facile. J'ai accès plus facilement à ce qui pourrait peut-être me plaire. C'est utile. Je les utilise. Ça m'aide à comparer, à être sûr que c'est ce que je veux, qu'il n'y a pas mieux. Je ne vois pas vraiment de désavantages. Ça peut restreindre la recherche si je ne vais pas chercher plus loin. Mais, moi, non, car je vais regarder un peu ce qui est recommandé. Si je veux voir d'autres marques, j'irai voir d'autres marques. Je ne vois pas vraiment de désavantages » (DT0303).

Verbatim 12 : « C'est plus facile d'aller chercher les produits que je vais peut-être acheter. Et, au lieu de regarder cinq cents paires de lunettes, je vais en regarder, peut-être, quarante qui ont l'air belles. Le problème, c'est que ça limite mon choix d'achat parce que j'ai cliqué sur une paire de lunettes et là, ça va me donner ce choix. Donc, si je veux aller trouver les autres paires, là, il faut que je clique et que je retourne en arrière sur les anciennes pages où j'étais avant et c'est plus long. Ça limite mon

choix dans le sens où ça me force à aller vers le choix qu'il me propose » (ED2901).

Verbatim 13 : « Les avantages sont qu'il y a quand même plusieurs recommandations. Quand on utilise les flèches, il y en a quand même plusieurs [cf. figure 79]. Les produits qu'ils proposent sont quand même assez semblables à celui qu'on a recherché. Je dirai que c'est plus pratique que la recherche directement par le site. Quand tu arrives avec toute la liste, tu cliques sur le produit et tu dis : « Bon, ok, c'est quand même plus à l'heure ». Il y a certaines suggestions. Et puis, c'est quand même relié à ce que j'avais regardé. Donc, de ce point de vue-là, c'est pratique. L'avantage, c'est que ce sont des produits qui sont semblables et qui sont dans le même type de prix. Donc, c'est utile. Ça permet de faire une sorte de filtre. Idéalement, il y aurait des filtres qu'on peut choisir, qu'on peut sélectionner, ce serait bien. Mais ça permet quand même de faire une sorte de filtre là où il n'y en a pas. Les inconvénients c'est que, en tout cas dans ce cas-là, il recommande des lunettes de la même marque. Donc, ça, ce n'est pas super pratique. Parce que, tu peux avoir quelque chose qui ressemble, mais dans une autre marque. Et puis, ce serait plus pratique si les prix étaient classés d'une certaine façon [...]. Des fois, les systèmes de recommandation, c'est un peu agressant, dans le sens où tu regardes un produit et puis il te dit : « Vous pourriez aimer ça, vous pourriez aimer ça, etc. ». Il y a comme un côté : « Lâchez-moi ! Je veux juste acheter une chose ». Mais c'est utile dans un contexte où il y a beaucoup, beaucoup d'objets. Parfois, c'est difficile de faire le tri. Donc, quand il t'en suggère, c'est bien » (ET3005).

Verbatim 14 : « Ça va te suggérer des choses qui sont proches de ce qui te plait. Je ne sais pas s'il fait du *tracking*, là. Mais, généralement, si tu y reviens, il va te suggérer des trucs qui sont compatibles avec tes goûts. Ça va aller plus vite pour faire une transaction. Et puis, il va pouvoir t'aider aussi. Au lieu de *browser* les éléments un par un, tu as une sélection d'éléments qui sont les plus proches de tes préférences. C'est pour faciliter la vie à l'utilisateur pour sa recherche de produit particulier. Ça peut être utile si tu achètes quelque chose et que tu as à peu près les mêmes goûts qu'une personne à qui tu dois acheter un cadeau. Tu peux en profiter, pendant que tu es là, pour en acheter à quelqu'un d'autre. Si la personne a des goûts similaires, ça peut servir à ça ; pour augmenter les ventes. Le problème, c'est qu'étant donné que ça te fait un genre de raccourci, en cliquant sur les recommandations, ça peut, peut-être, t'empêcher de voir les autres modèles. Dans le fond, tu pourrais manquer des choses que tu aurais vues si tu avais *browsé* complètement la gamme des produits. Parce que, si tu retournes sur le site et que tu commences à *browser* tous les produits, tu peux te dire : « Ah ben ça, j'aurais bien aimé l'avoir ! J'aurais mieux aimé acheter ça que ce qui m'a été recommandé dans le système ». Parce que, le système n'est pas infallible non plus. Je veux dire que, c'est subjectif, là. Parce que, je pourrais aimer ce genre de lunettes-là, mais je pourrais aimer un autre style aussi. Ça n'empêche pas que je pourrais aimer un autre style » (GT1910).

Verbatim 15 : « Si la personne n'est pas certaine et qu'elle trouve ce style pas mal, elle peut regarder là-dedans. Peut-être qu'elle tombera amoureuse d'une autre paire de lunettes. Pour voir les différences de prix, cela peut être pratique aussi. Moi, je vois juste qu'il y en a que je n'aime vraiment pas. Au total, j'en ai vu, peut-être, quatre qui me plaisaient [...]. Il n'y a pas vraiment de désavantages. Je dirai que c'est juste ajouter à la page. Si on ne veut pas en prendre compte, on n'est pas obligé d'en tenir compte. Je ne vois pas de désavantages. Je ne trouve pas que c'est un bombardement publicitaire. C'est pour offrir au client d'autres choix » (ISO1902).

Verbatim 16 : « Ça permet de repérer rapidement des lunettes qui ont les mêmes critères que celles que j'ai sélectionnées ou avec d'autres critères qui pourraient m'intéresser. Si je vois d'autres critères qui m'intéressent dans les recommandations, je peux cliquer dessus pour voir s'il me complète encore d'autres critères. Ça me permet de voir rapidement d'autres lunettes qui répondent à ce que je veux. Les inconvénients, c'est que le cadre passe un peu inaperçu. C'est l'impression que j'ai. Ce n'est pas trop chargé, mais en même temps, ça passe un peu inaperçu. Il n'y a pas tant d'informations que ça au niveau des lunettes ; ce qui est important. Les lunettes ne sont pas présentées par ordre de prix. Ça peut être un peu dérangent » (JMF1011).

Verbatim 17 : « J'utilise souvent les systèmes de recommandation parce que, sur le site, si tu cherches

quelque chose, ils vont te donner des trucs similaires. Je regarde souvent les systèmes recommandation. Des fois, quand je vais sur *Amazon*, je peux voir que les autres utilisateurs ont aimé ça. Ça peut me guider. Par exemple, là, j'ai pu voir de suite qu'il y avait les mêmes lunettes qui me plaisaient dans une autre couleur [...]. Je ne vois pas trop d'inconvénients » (LC1308).

Verbatim 18 : « Quand j'ai trouvé des lunettes intéressantes, comme celles-là, je peux comparer avec des lunettes qui sont semblables, pour voir si elles vont m'intéresser. C'est un avantage. C'est un raccourci vers les lunettes qui pourraient m'intéresser. C'est un moyen plus rapide de trouver les lunettes. C'est un avantage. Celles qui sont semblables sont toutes là. Donc, je peux comparer entre celles qui sont semblables sans avoir besoin de la grande page qui montre toutes les lunettes [i.e., la liste de produits]. Vu qu'ils ont ciblé les plus semblables, c'est moins mélangé. L'inconvénient, c'est qu'ils montrent quatre produits à la fois et que, si je veux comparer le premier avec le dernier, ce n'est pas pratique (cf. figure 79). Ce serait plus pratique si j'avais un icône et que je pouvais dérouler la liste. C'est un inconvénient de ne pas pouvoir voir tout en même temps » (LS2009).

Verbatim 19 : « Ça peut faire ressortir des produits que je n'avais pas vus. Je peux comparer avec d'autres sortes de lunettes semblables. Je ne vois pas vraiment d'inconvénients. Si je n'ai pas le goût de l'utiliser, je ne vais pas le regarder » (MFA2201).

Verbatim 20 : « Ça peut nous aider à trouver un produit qui nous plait plus facilement, en fonction de ce qu'on a visité. Des fois, le même produit peut s'afficher, comme c'est très similaire, mais à un prix plus intéressant. L'inconvénient, c'est que ça peut t'inciter à acheter. C'est incitatif » (MK2604).

Verbatim 21 : « Le problème, c'est que ces outils sont faits pour pousser à l'achat. Comme dans *Facebook* où ils essaient de porter ton attention sur la bande de droite. On voit de suite que c'est de la sollicitation par la bande » (MM1002).

Verbatim 22 : « Ça permet de trouver un peu plus vite ce que tu cherches. Quand tu cliques sur ce que tu crois aimer, tu as des choses qui ressemblent. Tu peux plus facilement comparer. Moi, c'est comme ça que je fais. Je compare les informations qui sont là, avec celles du produit. Le prix, ou encore les jumelles, là, il y a le grossissement qui est écrit. Donc, c'est plus facile de comparer [...]. Je ne vois pas trop d'inconvénient. Si ça t'intéresse pas, tu passes à côté puis tu continues ton chemin » (NL0911).

Verbatim 23 : « Rien. Moi, personnellement, quand je vais sur internet, j'achète beaucoup sur internet, je sais ce que je veux. J'ai cherché avant sur d'autres sites. Moi, les sites commerciaux, en général, je sais que toutes les promos qu'ils font, ça a un but derrière. Ça a un but caché. Ce qui fait que, quand je veux acheter, par exemple, un produit informatique, je vais aller sur les pages de *Geeks*. Je vais lire ce qu'ils disent. Mais je ne vais pas me fier à des critiques de vendeurs ou de journalistes qui sont payés pour donner une bonne critique. Pour moi, pour les lunettes, ce modèle-là, c'est le modèle des années 70/80 de *Ray-Ban*. C'est ce que j'ai toujours porté. C'est ça qui est cool ! Je suppose que, c'est ça, ce que je te dis [en me montrant les recommandations], au niveau du *frame* et même au niveau du mot « polarisé », en tant que tel, il va me sortir tout ce qui est du même *frame*, comme ça, polarisé aussi. Parce que là, je suppose qu'elles sont toutes polarisées. Donc moi, ça ne m'intéresse pas. C'est des outils commerciaux. J'ai fait de la vente avant de faire de l'informatique. Je sais exactement ce que c'est. Genre, *AL.com* a acheté 200 modèles comme ça et 200 modèles comme ça qu'il faut liquider avant la sortie du nouveau modèle. Ce qui fait que la promo est là pour ça, et après, ils vont faire avec. C'est le principe du commerce. Et puis, c'est le principe de la vente quoi. Moi, ces outils-là, je les vois comme une manière de forcer l'achat. Pour la personne qui ne va pas vraiment savoir ce qu'elle veut acheter, ouais, c'est bien pour elle. Mais c'est pareil, ce n'est pas forcément ce qu'elle cherche au final. Elle va peut-être se dire : « Ouais, c'est cool ! Au final, c'est moins cher. Il me propose ça, je vais acheter ». Mais, pour moi, il vaut mieux se faire son idée au lieu de passer par ces outils. Tu sais, comme je te dis, moi, j'achète beaucoup et je passe des heures sur internet. Je cherche ailleurs, pas sur les sites d'achat. Je ne lis pas les recommandations. En général, quand je vais, par exemple, sur *Ebay*, je sais ce que je vais chercher et je fouille après dans les pages

qu'il va me proposer. Mais, les recommandations, je ne les lis pas. Surtout sur *Ebay*, il y a plein de paramètres à prendre en considération. Il y a le ratio du vendeur, s'il a des bons *comments*, s'il a beaucoup vendu, le temps que ça va mettre à arriver. Il a tellement de trucs. Souvent, il va te proposer ce qui est le plus intéressant au niveau du prix, mais pas ce qui est le plus intéressant au niveau du délai de livraison. C'est pareil, il va te proposer plein de choses en fonction de ce que tu as acheté, mais ça ne va pas être forcément ce que tu veux. Moi, j'achète beaucoup en Chine et au Japon. Et souvent, il va me balancer un truc aux États-Unis. Non quoi ! Je voulais acheter à quelqu'un au Japon quoi ! Je suis obligé de filtrer par là. Alors que lui, il ne te propose pas de filtres en général [...]. Moi, je préférerais avoir des caractéristiques techniques sur les lunettes plutôt que d'avoir des recommandations. Moi, je veux savoir le taux de polarisation. Le type de plastique qui est utilisé. Est-ce que c'est du plastique qui vient de Chine ? Est-ce que c'est un bon alliage ? [...] Je préférerais avoir un comparateur de prix qui va me dire « Tu veux un boîtier pour un disque dur, achète le chez *OWC* parce qu'il est à ce prix-là » au lieu de me dire « Tu veux acheter un boîtier de disque dur et bien là, je t'en propose cinq autres ». Ouais. Mais je m'en fous ! Je sais déjà celui que je veux acheter. Je ne veux pas que tu m'en proposes cinq autres. Même s'il y a une prise en plus ou n'importe quoi. Je veux celui-là et je veux que tu me dises où je peux acheter le moins cher ; genre *Rue du commerce* en France ou des trucs comme ça » (PB1605).

Verbatim 24 : « L'avantage c'est de voir des produits qui ressemblent au produit qu'on a cherché au début. Ça permet de limiter notre recherche. Surtout quand... Sur ce site, il y a tellement de choses. Ça permet de faire un magasinage, peut-être, plus rapide... Oui, il a une utilité. Sauf qu'on ne voit pas tout, non plus, là. Et ça dépend le genre de personne qu'on est pour magasiner. Est-ce qu'on a besoin de tout voir ? Ou, si on trouve quelque chose qui nous convient, on prend sans aller voir ailleurs ? Non, je pense que ça peut être utile. Le problème, c'est que ça peut orienter notre recherche vers quelque chose de précis et puis, ne pas, justement, nous aider à explorer au complet ce qu'on aurait pu explorer » (PTR2702).

V.2.2. Synthèse des verbalisations

Un agent plutôt acceptable

Une des premières remarques que l'on peut faire à propos des verbalisations recueillies est que l'agent de *Data Crawler* est perçu comme facilitant l'exploration et la comparaison. La quasi-totalité des participants s'accorde pour dire que les recommandations qu'il leur propose peuvent être considérées comme une aide à la navigation, et cela plus particulièrement lorsque l'utilisateur ne sait pas trop ce qu'il cherche et que le site comporte un grand nombre de références. Nous pouvons ainsi remarquer que la majorité des participants ont bien compris le rôle de la disposition physique et cognitive de cet agent dans la mesure où ils soulignent qu'un de ses avantages est de permettre un accès rapide à des produits similaires susceptibles d'être intéressants. Pour reprendre leurs termes, il suffit que l'utilisateur regarde « en dessous » pour « checker » s'il n'y pas quelque chose de plus intéressant (cf. CDL2711). En un « coup d'œil », il lui est alors possible de repérer « ce qu'[il a] pu louper » (cf. BD1610).

Dans l'ensemble, les participants ont donc réussi à retrouver, plus ou moins consciemment, une partie de ce que nous avons appelé dans le chapitre 1 le vouloir prescrire des concepteurs. Plus encore, ils confèrent à cette intention une certaine utilité et utilisabilité. Les recommandations constituent pour eux des sortes de « raccourcis » qui permettent d'aller rapidement examiner d'autres produits (cf. GT1910 et LS2009) qui sont par ailleurs généralement considérés comme « plus à l'heure » (cf. ET3005). Comme le prescrit le script dont il est porteur, l'agent de *Data Crawler* évite à l'utilisateur de « revenir à la page de résultats », voire « de repasser dans le moteur de recherche » (cf. DSI2705). En rassemblant des produits qui se ressemblent sur une même page, l'agent permet de « surfer » plus facilement à l'intérieur du site et d'orienter l'exploration (cf. AB1406 et LC 1308). Il peut de cette façon conduire l'utilisateur à « voir d'autres modèles » qu'il n'aurait pas considérés lors de sa « recherche initiale » (cf. CDC1804 et CLT2708). Lorsque l'utilisateur n'est pas tout à fait sûr de ses choix, l'agent de *Data Crawler* peut de cette façon le conduire à les modifier (cf. AK2011 et CPR0609). Parfois, l'agent peut même l'amener à « découvrir de nouveaux produits » et ainsi à « tomb[er] anoureux[x, par exemple,] d'une autre paire de lunettes » (cf. CDL2711 et ISO1902). L'agent de *Data Crawler* peut ainsi faire « gagner du temps » pour explorer le site dans la mesure où il est susceptible d'aider l'utilisateur à « browser » plus vite (cf. AK2011 et GT1910).

Cependant, lorsque l'on porte une attention à la singularité de chaque verbalisation, nous pouvons remarquer que, bien qu'en générale plutôt bonne, l'acceptabilité de l'agent de *Data Crawler* est ambivalente. Le cas du gain de temps est en ce sens intéressant puisque, pour certains, si cet agent peut faire « gagner du temps », il peut aussi « permettre d'en perdre » (cf. AK2011). Il peut amener l'utilisateur dans une spirale de découverte qui peut être désorientante : « tu dis : « Ah ouais ! Elle est pas mal ». Puis, tu cliques, tu tombes sur « Vous aimeriez également ». Puis, tu cliques. Etc. » (cf. AK2011). En « démêlant » les choix lors de l'exploration du site, l'agent de *Data Crawler* peut finalement les « emmêler » lors de la prise de décision d'achat (cf. LS2009 et CK0804). À force de proposer des produits susceptibles de plaire à l'utilisateur, ce dernier peut ne plus vraiment savoir quoi décider. Au final, l'agent de *Data Crawler* « ne permet pas [toujours] de conclure son idée de façon rassurante » (cf. CK0804). Cela apparaît d'autant plus vrai si les recommandations sont un peu variées. En faisant découvrir des produits aux utilisateurs, l'agent peut changer leurs attentes, et ce changement peut être perçu comme perturbant (cf. AK2011). Finalement, en cadrant l'exploration de l'utilisateur, cet agent ne peut-il pas la limiter ? « Parce que, le système n'est

pas infaillible non plus » (cf. GT1910). Et les préférences sont très subjectives. Après tout, si l'utilisateur peut apprécier les recommandations de l'agent, pourquoi donc ne pourrait-il pas aimer des choses qui en sont éloignées ? D'autant plus que les premières expériences de navigation peuvent être très arbitraires, de telle sorte qu'en les prenant trop au sérieux, l'agent pourrait enfermer l'utilisateur dans un sentier de la décision qui ne serait pas sans rappeler celui de dépendance de Paul Pierson (1994). Dans tout les cas, il n'est pas sûr qu'en *browsant* par lui-même, cet utilisateur ne puisse pas trouver des produits plus intéressants que ceux que l'agent lui suggère (cf. GT1910). En recommandant des produits susceptibles de plaire à l'utilisateur, l'agent de *Data Crawler* peut donc limiter, au moins d'un point de vue subjectif, ses choix. Cela peut être perçu comme un avantage (i.e., cela facilite l'exploration ; cf. PTR2702), mais aussi un désavantage (i.e., cela force à aller dans une certaine direction ; cf. ED2901). Un certain nombre de verbatims exposés en amont montrent ainsi qu'une partie des participants ne perçoivent pas vraiment la présence de l'agent de *Data Crawler* comme un gain d'utilisabilité. En outre, pour autres, c'est l'utilité même des recommandations proposées qui peut être questionnée puisque certains n'éprouvent que peu d'appétence pour les suggestions qui leur sont faites (cf. BD1610, CLT2708, ISO1902 et PB1605). L'architecture cognitive de l'agent pourrait donc parfois échouer à intéresser l'utilisateur. Comme certains le suggèrent de façon plus ou moins explicite, ne serait-il donc pas possible de déléguer à l'utilisateur la maîtrise du « filtre » que recouvre cette architecture cognitive (cf. BD1610 et ET3005) ?

Dans une certaine mesure, nous pourrions dire que plusieurs participants ont plus ou moins implicitement saisi la complexité que recouvre une telle délégation. Surtout si elle est comprise dans sa totalité. Pour eux, l'agent de *Data Crawler* n'est pas, en effet, qu'une simple aide à la navigation de l'utilisateur. Il est aussi et surtout une technologie de vente. Il recouvre en ce sens une certaine manipulation commerciale. Ainsi, même si aucun de ces participants n'a pu retrouver avec précision la logique inférentielle de l'agent de *Data Crawler*, ils ont, en général, correctement saisi les grandes trames du programme qu'il véhicule. Certains d'entre eux ont même pu retrouver, avec une certaine perspicacité et de façon assez précise, les intentions de son concepteur et de ses implémenteurs. Ils sont en ce sens arrivés à déceler le double rôle de cet agent : aider l'utilisateur à explorer les sites commerciaux tout en l'incitant à acheter (cf. MK2604). Dans ce cas, l'agent de *Data Crawler* est alors perçu comme une manière de manipuler l'attention des utilisateurs (cf. CLT2708 et MM1002). Et, en référence à ce que nous avons dit plus haut, ces manipulations passent par la maîtrise du « filtre » que

compose la cognition de l'agent puisque c'est lui qui l'autorise à vendre des produits plus chers (cf. CK0804). Ce filtre pourrait alors lui permettre d'appliquer bien d'autres « but[s] caché[s] » qui pourraient par exemple consister à vendre des produits de fin de série sous la forme de promotions (cf. PB1605). Pour autant, tout cela est-il vraiment dérangeant ? Certains semblent plutôt penser que non. « C'est comme ça que ça marche » (cf. CK0804). Et puis, c'est un peu la même chose avec « un vendeur dans une boutique physique » (cf. DSI2705) : lui aussi essaie de placer des produits similaires, voire des produits plus chers lorsqu'il voit le visiteur explorer ou être un peu « hésitant » (cf. DSI2705). Ceci peut d'ailleurs être un peu « gonflant » (cf. DSI2705). Parfois, il y a en effet un aspect un peu « agressant » : « Vous pourriez aimer ça, vous pourriez aimer ça, etc. [...]. Lâchez-moi ! Je veux juste acheter une chose » (cf. ET3005). D'autres fois, c'est plutôt bienvenu (cf. DSI2705). Néanmoins, il ne faut pas négliger que, même s'ils sont minoritaires, certains participants considèrent ces formes de manipulation comme inacceptables. À telle point que la seule chose à faire est de ne pas porter la moindre attention aux recommandations (cf. CLT2708 et PB1605).

Mais est-ce si facile de ne pas considérer l'agent de *Data Crawler* ? Est-il si simple de se libérer de toute forme de sujétion vis-à-vis de ce dispositif ? Pour la majorité, la réponse est largement positive : « si ça t'intéresse pas, tu passes à côté puis tu continues ton chemin » (cf. NL0911). Pour une petite minorité, les choses semblent néanmoins plus compliquées : « même si on a conscience de cette logique marchande, on est toujours, quand même, influencé par ces recommandations » (cf. CLT2708). Comme l'ont montré Robert-Vincent Joule et Jean-Léon Beauvois (2002), selon certains participants, il n'est pas toujours si facile de se désengager d'un processus d'achat, même lorsqu'il est logiquement possible de le faire. En tout cas, manipulation ou pas, il ressort que l'agent de *Data Crawler*, de par sa disposition physique, « peut perturber un peu la lecture » de la fiche du produit (cf. DSI2705). Lorsqu'il est présent, l'utilisateur est en effet conduit à « priorise[r] cette section-là par rapport aux descriptions du produit » (cf. AB1406). Or, il semblerait quand même plus intéressant de « savoir ce qu'est le produit [qu'on est] en train de regarder avant de commencer à en voir d'autres » dans la mesure où les recommandations ne sont « peut-être pas l[es] information[s] les plus pertinente[s] » (cf. DSI2705). Une faible minorité de participants préféreraient en ce sens que l'on « vire » l'agent de *Data Crawler* pour privilégier le descriptif des produits (cf. CLT2708) en précisant, par exemple, le « taux de polarisation », ou encore, le « type de plastique utilisé » (cf. PB1605).

V.3. Une pertinence relative

Influencer les novices

Du point de vue de l'environnement d'usages, l'agent de *Data Crawler* peut être considéré, d'après nos résultats, comme un dispositif marchand pertinent dans la mesure où, d'une manière générale :

- il est utile parce que les effets sérendip qu'il produit tendent à faciliter l'exploration du site à l'intérieur duquel il est implémenté ;
- il est utilisable parce qu'il est facile à identifier et à prendre en main ;
- il est acceptable parce qu'il est perçu comme une aide à la navigation que l'on peut librement mobiliser, mais aussi ignorer.

Rappelons toutefois que la notion de pertinence est ici comprise dans un sens purement pragmatique et pas du tout moral (*cf.* chapitre 1) : un dispositif marchand peut être pertinent du point de vue des environnements de conception et d'usages sans être pour autant éthique. Ainsi, si l'agent de *Data Crawler* performe avec une efficacité non négligeable les représentations de son concepteur et de ses implémenteurs, c'est parce que les utilisateurs accordent au programme d'action dont il est porteur une certaine pertinence qui peut être synthétiquement définie à l'aide des trois points exposés ci-dessus.

Il ressort cependant de nos travaux que cet agent est surtout pertinent pour les utilisateurs novices qui tendent à accorder une bonne acceptabilité à l'agent de *Data Crawler*. Nous avons en effet souligné dans la section III que les participants les plus experts dans le domaine des usages des TIC et les visiteurs les plus récurrents des sites que nous avons étudiés tendent respectivement à y porter une attention moins grande et à en faire un usage moins intensif. De plus, nous avons également pointé, toujours dans la section III, que les participants qui sont les plus disposés à apprécier les recommandations de l'agent de *Data Crawler* et les visiteurs qui manifestent le plus d'appétence pour la publicité en ligne tendent respectivement à y porter une attention plus grande et à en faire un usage plus intensif. Ajoutons alors que nous avons également trouvé un lien entre le niveau d'expertise des participants et l'acceptabilité de cet agent : ceux qui sont les plus novices dans le domaine des TIC sont ceux qui tendent à

apprécier le plus les recommandations ($p = 0.055$)¹⁷². Le verbatim 23 permet en ce sens de souligner que, pour les acheteurs exigeants et expérimentés, les sites commerciaux ne sont pas tellement des lieux d'exploration. La découverte du produit se fait ailleurs. Pour reprendre les termes d'Armand Hatchuel (1995), elle se fait par le biais d'autres prescripteurs plus neutres et spécialistes. Dans ce cas précis, les sites marchands sont de ce fait plutôt mobilisés selon des stratégies de pure recherche d'information pour trouver un produit, ou encore, un type de produits associé à une ou plusieurs caractéristiques biens spécifiques. Or, pour effectuer ce type de tâche, les dispositifs que sont le moteur de recherche, les filtres de la liste de produits et le descriptif de la fiche du produit sont considérés comme plus pertinents que l'agent de *Data Crawler*. Et ils le sont notamment parce que, plus transparents, ils autorisent un meilleur contrôle de la navigation.

Conclusion

Des asymétries de manipulation

Un peu à la manière de la communication à double étage d'Elihu Katz et de Paul F. Lazarsfeld (1955), l'agent de *Data Crawler* recouvre une forme de manipulation particulière qui se joue, elle aussi, sur deux niveaux. Le premier niveau de manipulation s'opère sur le plan de l'environnement de conception et est institué par le biais d'une relation de co-création (cf. chapitre 5 et transition 2). Bien entendu, dans le cas de la société *Data Crawler*, cette relation de co-création a historiquement été plus marquée avec ses premiers clients. Il n'en reste pas moins que Ghislain propose un service personnalisé à chaque implémenteur de sa technologie : ces derniers détiennent les moyens de choisir l'architecture cognitive de l'agent de *Data Crawler*, sa disposition physique et participe ainsi à créer sa pertinence. C'est d'ailleurs ici que se trouve toute la complexité du travail relationnel déployé par la *start-up* : permettre la co-création des services que son agent doit rendre à ses implémenteurs. Aussi, toujours dans le sens de ce que nous avons dit dans le chapitre 5, Ghislain a bien conscience de l'importance d'intégrer les implémenteurs au processus de conception. Il sait que c'est de leur bonne collaboration que va dépendre l'efficacité de la manipulation qui se joue, cette fois-ci, sur le plan de l'environnement d'usages.

¹⁷² Plus précisément, les participants détenant un score de connaissance technique inférieur à la valeur médiane (17) ont un rang d'acceptabilité de 22,78 contre 15,86 pour ceux détenant un score supérieur à la valeur médiane ($\chi^2_{(1)} = 3,668$; $p = 0,055$)

Les formes de la manipulation qui s'opère à ce deuxième niveau sont alors bien différentes de celles que l'on peut observer au niveau de l'environnement de conception. La relation qui existe entre les implémenteurs et les utilisateurs de l'agent de *Data Crawler* est en effet moins de l'ordre de la création que de celui de l'exploitation. Explicitons ce point. Les implémenteurs de cet agent ne s'intéressent à sa performativité que par le biais des données que produisent automatiquement les utilisateurs¹⁷³ et celui des critères de performance qu'il doit optimiser. Par conséquent, les utilisateurs ne participent qu'indirectement à la réalisation des services de recommandation de cet agent. Plus exactement, ils le font à partir des traces qu'ils déposent durant leurs activités de navigation et d'après lesquelles l'agent infère leurs préférences. Cela veut dire que cette participation est une coproduction qui est automatiquement organisée en fonction des intérêts des implémenteurs (Vayre, 2014). En d'autres termes, si, dans le cas de l'agent de *Data Crawler*, son concepteur travaille à manipuler ses implémenteurs, cette activité consiste à déterminer collectivement le programme d'action qui permettra à l'agent de mieux manipuler, en bout de chaîne, ses utilisateurs. Et c'est précisément en ce sens qu'il existe une certaine asymétrie de manipulation entre celle qui se déroule sur le plan de l'environnement de conception et celle qui est déployée au niveau de l'environnement d'usages.

À la question de la contribution de l'agent de *Data Crawler* à l'instauration de ce que Michel Callon appelle un bon marché (2013), le chapitre que nous venons de présenter permet ainsi de répondre : pas tout à fait. Car, si, du point de vue de ses implémenteurs, les services produits par cet agent peuvent être considérés comme un bien parce qu'ils leur permettent d'économiciser l'exploration de ses utilisateurs, il n'en est pas de même pour ces derniers. Un peu à la manière de l'action publique patrimoniale chez Elsa Martin (2015), les effets sérendip produits par cet agent sont plutôt ambivalents comparativement à ceux que leurs promoteurs ont l'habitude d'annoncer. L'agent de *Data Crawler* ne fait pas qu'aider les consommateurs à naviguer à l'intérieur d'environnement numérique où l'information est abondante. S'il est effectivement susceptible de favoriser les stratégies de découverte d'information, il est également susceptible de perturber celles de recherche d'information. De plus, du point de vue de ceux qui l'utilisent, il recouvre des formes d'incitation commerciale qui sont plus que discutables.

¹⁷³ Bien souvent, sans même en avoir conscience.

Il n'en reste pas moins que l'agent de *Data Crawler* joue relativement bien son rôle de double agent dans le sens où les participants que nous avons recrutés lui accordent une certaine utilité, utilisabilité et acceptabilité. Mais alors, à quel point cet agent est-il une manière de manipuler ses utilisateurs pour mieux les informer et à quel point est-il une façon de les informer pour mieux les manipuler ? Il nous semble que les travaux que nous avons présentés dans ce chapitre montrent bien qu'il est difficile de répondre à cette question de manière tranchée. C'est d'ailleurs toute la complexité que recouvre le double rôle de l'agent de *Data Crawler*. Cependant, nous pensons qu'au moins dans le cas précis que nous avons considéré, le couple concepteur-implémenteur cherche avant tout à informer les utilisateurs pour mieux les manipuler puisqu'en référence directe à ce que nous avons dit dans les chapitres 4 et 5, toutes les activités inférentielles de l'agent de *Data Crawler* sont pensées et orientées vers l'optimisation de quelques critères d'optimisation qui visent essentiellement à améliorer les chiffres d'affaire des entreprises qui l'implémentent. Il serait en effet tout à fait possible d'imaginer un agent de recommandation appliqué au e-commerce qui ait pour fonction d'apprendre à limiter la désorientation de ses utilisateurs, par exemple, en décidant de ne pas afficher de recommandation lorsqu'il reconnaîtrait, dans leur manière de naviguer, une stratégie de recherche d'information (cf. chapitre 4). Mais cela impliquerait de dépasser les épistémologies locales de l'implémenteur et d'aller rechercher dans celles, un peu plus globales, qui composent les domaines des SHS ; c'est ce que font déjà Ghislain et ses clients, mais de façon probablement trop superficielle et orientée par leurs seuls intérêts économiques.

Ainsi, l'étude du cas de l'agent de *Data Crawler* nous apparaît intéressante dans la mesure où, en pointant la question de sa pertinence, elle permet de soulever celle de son intelligence. En posant le problème de sa contribution à l'instauration d'un bon marché, ce chapitre permet de faire émerger des questions qui nous semblent fondamentales du point de vue des collectifs que forment les sociétés modernes. À l'ère du big data, ce que l'on appelle aujourd'hui l'intelligence économique ne tendrait-elle pas à se réduire à un projet de développement de machines qui n'ont pour fonction principale que de performer des épistémologies locales de façon à apprendre, certes de façon riche et plurielle, à optimiser les seuls chiffres d'affaires des organisations qui les implémentent ? Le développement des machines à produire des futurs économiques que nous connaissons aujourd'hui ne recouvre-t-il pas, de cette façon, le risque d'une formalisation, d'une standardisation, et donc, d'un appauvrissement de la diversité des politiques d'anticipations des collectifs socioéconomiques ? Le mouvement de démocratisation des agents apprenants qui caractérise la quatrième génération de big data ne

comporte-t-il pas, ainsi, un risque à désencastrer les activités socioéconomiques des épistémologies globales qui portent sur l'intelligence et le social ? En référence à l'intelligence artificielle et à la statistique traditionnelle, est-il certain que, du point de vue du groupe que composent nos sociétés contemporaines, nous trouvions de réels avantages à préserver cette nouvelle frontière que la science des données tend à instaurer entre recherches fondamentales et recherches opérationnelles ?

En pointant la nécessité de questionner et de considérer avec toujours plus d'attention la pertinence des machines à prédire des futurs économiques, l'objectif de ce chapitre, et plus largement de l'ensemble du manuscrit, était de proposer quelques éléments de réflexion permettant de réfléchir à ces différentes questions.

Conclusion générale

Les big data et les machines permettant de les traiter participent à l'instauration de nouvelles formes de gouvernement des hommes qui ne peuvent plus être uniquement décrites en termes de discipline et de contrôle. Pour Dominique Cardon (2015a), il est ainsi nécessaire de tenir compte du couple conceptuel que forment aujourd'hui les notions de gouvernance de l'environnement et de mesure de l'utilité puisqu'à l'ère du big data, les agents de calcul n'imposent pas les règles du jeu social. Ils les apprennent et les codifient un peu à la manière dont le capitalisme chez Luc Boltanski et Ève Chiapello (1999) se nourrit de la critique. Mais alors, comment ces machines s'y prennent-elles pour adapter les organisations aux hommes qui les composent ? Comment agencent-elles l'environnement des humains de façon à maximiser son utilité ? La réponse que nous avons proposée dans cette thèse est la suivante : en produisant des prédictions qui doivent être pertinentes (*cf.* chapitre 1), c'est-à-dire qui doivent être utiles, utilisables et acceptables pour l'implémenteur et l'utilisateur.

Récapitulatif des travaux

La pertinence des machines à produire des futurs économiques

Il ne faudrait cependant pas croire qu'à l'ère des mégadonnées, la pertinence des machines à produire des futurs économiques existe en soi, de manière naturelle, un peu comme si elle s'inscrivait entièrement dans la nature humaine. Malgré ce que peuvent en dire certains chercheurs et professionnels, l'utilité, l'utilisabilité et l'acceptabilité du système d'information et du processus de documentation que compose le big data est une évolution sociotechnique (*cf.* chapitre 2). Les mégadonnées comportent un intérêt cognitif, scientifique et économique, une commodité organisationnelle et technique, une légitimité culturelle, sociale et juridique qui ont été et qui sont encore controversés. La pertinence des big data est une production

réalisée par des collectifs d'humains et de non humains. Elle a par conséquent une histoire qui ne peut pas être comprise comme une pure évolution naturelle. C'est d'abord une dynamique culturelle dans la mesure où le mouvement big data ventriloque de nombreuses entités sociocognitives qui sont de l'ordre des cités inspirée, domestique, de l'opinion, civique, marchande, industrielle, par projet (Boltanski & Thévenot, 1991) et d'autres encore, comme la cité verte (Latour, 1995) ou celle de l'attention (Kessous, 2012). Tout l'intérêt de notre chapitre 2 est ainsi de mettre en avant comment, au temps de la quatrième génération de données massives, la pertinence de ce mouvement repose principalement sur la projection d'une augmentation sans précédent de la démographie des agents de calcul. Pour que les hommes puissent s'approprier le monde des données, il leur faut une armée de passeurs leur permettant de le manipuler. Et ces passeurs, ce sont bien entendu les machines. Autrement dit, à l'ère des big data 4G, la pertinence des données massives dépend *in fine* de celle de ces intermédiaires que sont les algorithmes, et plus particulièrement, ceux dits d'apprentissage artificiel.

À l'instar des big data, les machines apprenantes ne sont pas dotées d'une pertinence qui existerait par nature. C'est du moins ce que nous apprend l'histoire de l'intelligence artificielle (*cf.* chapitre 3) : au cours du temps ont été conçus différents types d'agents de calculs qui sont associés à des formes d'utilité, d'utilisabilité et d'acceptabilité spécifiques. Dans les grandes lignes, l'esprit des agents cognitivistes est pertinent dans la mesure où il renvoie à un principe de symétrie entre l'intelligence du vivant et du non vivant qui est plutôt de type culturaliste. Il est acceptable parce qu'il est compatible avec les stratégies d'organisation proactives. Il est utile parce qu'il est doté d'une force de calcul lui permettant de computer des représentations symboliques. Il est utilisable parce que, même s'il requiert un paramétrage complexe, il a besoin de peu de puissance et de données. L'esprit des agents connexionnistes est quant à lui pertinent dans le sens où il recouvre un principe de symétrie entre l'intelligence du vivant et du non vivant qui est cette fois-ci plutôt de type naturaliste. Il est acceptable parce qu'il est compatible avec les stratégies d'organisation réactives. Il est utile parce qu'il est doté d'une force de reconnaissance lui permettant de représenter des connaissances sous-symboliques. Il est utilisable parce que, s'il demande beaucoup de puissance et de données, il requiert par contre un paramétrage qui est relativement simple. Par voie de conséquence, l'esprit des agents intégrés est pertinent dans la mesure où il permet d'articuler celui des agents cognitivistes et celui des agents connexionnistes. Et, finalement, l'esprit des agents statistiques est pertinent puisqu'en permettant un certain détachement vis-

à-vis du principe de symétrie entre intelligence du vivant et du non vivant, il autorise un rapprochement avec les épistémologies locales propres à l'implémenteur. Les technologies d'apprentissage artificiel forment ainsi un *self-service* de produits *open source* qui favorisent la co-création, par le concepteur et l'implémenteur, de l'utilité, de l'utilisabilité et de l'acceptabilité des agents de calcul (cf. chapitre 4).

D'un point de vue sociohistorique, à la manière des modèles structuraliste et individualiste en sociologie (Cuin, 2002), l'intelligence des machines balance ainsi entre les pôles cognitiviste, connexionniste et statistique. L'intérêt des chapitres 3, 4 et 5 est alors de montrer que si, du point de vue des grands acteurs de l'internet, le balancier se situe actuellement plutôt du côté du pôle connexionniste¹⁷⁴, du point de vue des acteurs économiques, plus petits, mais aussi plus représentatifs, il se situe plutôt du côté du pôle statistique (cf. figure 83).

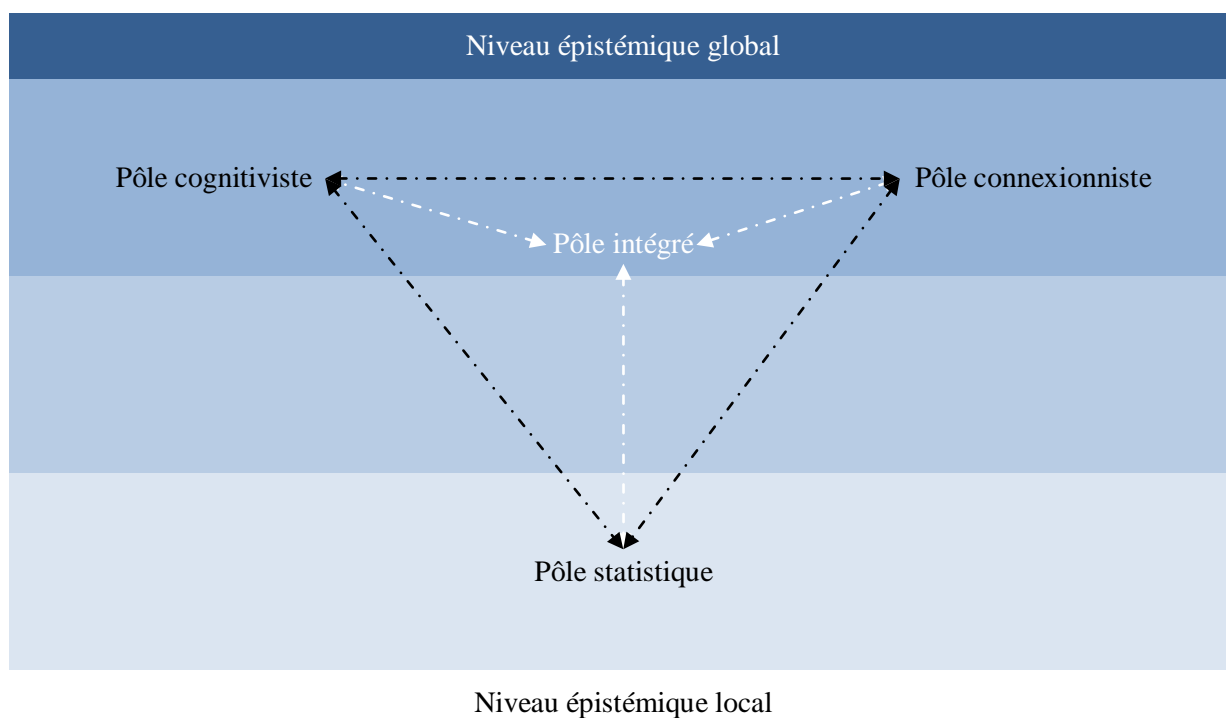


Figure 83. Le balancier de l'intelligence artificielle

Aussi, en référence aux travaux d'Antoinette Rouvroy et de Thomas Berns (2013), ou encore, ceux de Dominique Cardon (2015b), nous pouvons dire que le large développement des agents apprenants ne contribue pas seulement à détacher les organisations socioéconomiques des épistémologies globales qui avaient jusqu'ici permis aux hommes de

¹⁷⁴ Avec une certaine tendance à se déplacer progressivement vers les pôles intégré et statistique.

penser la société. Il participe également à les désencastrer des épistémologies globales que ces mêmes humains avaient pris l'habitude de mobiliser pour faire exister l'intelligence. Cela ne veut pas dire pour autant qu'à l'ère du big data, les machines produisent des futurs économiques dépourvus de toute forme de normativité (*cf.* chapitre 4). Si les agents apprenants sont capables d'adopter ce que nous avons appelé une posture de pluralisme prédictif, il n'en reste pas moins qu'un peu comme les humains, ils ont besoin de cadres pour effectuer leurs activités inférentielles. La fabrication de ces cadres peut alors être comprise à travers trois grands types d'activités (*cf.* figure 84). Le premier est d'ordre sociocognitif puisqu'il renvoie aux activités de structuration des données ou, si l'on préfère, à ce que nous avons nommé le choix du biais d'observation. Le deuxième est d'ordre psycho-matériel dans le sens où il rassemble les activités de développement du système de traitement des données que compose l'agent apprenant, c'est-à-dire les activités de conception de son architecture cognitive. Le troisième est d'ordre politique dans la mesure où il recouvre les activités de définition des mesures de performance ou, si l'on préfère, ce que nous avons appelé le choix des critères d'optimisation. Nous avons ensuite vu que ces trois types d'activités sont généralement déployés aux cours d'une enquête sociotechnique et psychotechnique que le concepteur réalise avec l'aide de l'implémenteur (*cf.* chapitre 5). Rappelons qu'à l'ère du big data, tout l'art de la fabrication d'une machine à produire des futurs économiques est de lui permettre de performer les épistémologies locales propres à l'implémenteur, sous peine que ce dernier ne la trouve pas pertinente et finisse par s'en désintéresser.

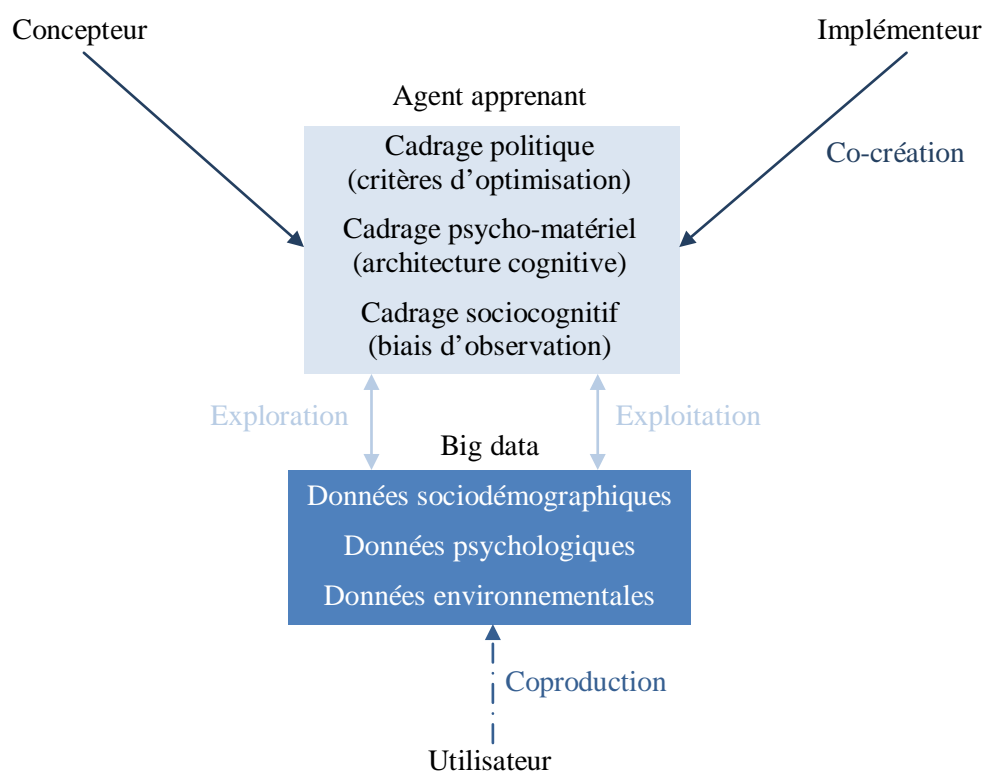


Figure 84. Environnement relationnel d'un agent apprenant

À la différence de l'implémenteur, l'utilisateur ne participe pas directement à la création des cadres sociocognitifs, psycho-matériels et politiques de l'agent apprenant. Ce n'est pas pour autant qu'il ne contribue pas à la fabrication de ses prédictions. Seulement, il le fait par le biais de l'ensemble des données sociodémographiques, psychologiques et environnementales qu'il produit, souvent involontairement et sans même en avoir vraiment conscience, à chaque fois qu'il utilise internet (*cf.* chapitre 4). Comme le montre la figure 84, la relation qui existe entre l'agent apprenant et l'utilisateur est, à tout le moins dans le cas des applications marchandes, bien différente de celle qui associe ce même agent à l'implémenteur. À travers les phases de formalisation de la demande, de formalisation du problème d'apprentissage et de développement de l'agent apprenant, l'implémenteur participe à la création du scénario d'apprentissage qui doit permettre à l'agent d'explorer puis d'exploiter les big data produites par les utilisateurs (*cf.* chapitre 5). Autrement dit, si les implémenteurs co-crée les services que doivent leur rendre les machines à produire des futurs économiques, les utilisateurs les coproduisent. Un des principaux résultats que nous avons pu dégager de nos différents matériaux est ainsi que certaines applications marchandes des technologies big data peuvent recouvrir une asymétrie de manipulation : si le concepteur

manipule l'implémenteur, c'est pour mieux manipuler, *in fine*, l'utilisateur¹⁷⁵. Le fond du problème est donc de mieux comprendre comment ces manipulations peuvent ou non être pertinentes du point de vue de l'ensemble des acteurs économiques. Contribuent-elles à l'avènement de ce que Michel Callon (2013) appelle un bon marché ?

L'étude du cas de l'agent de recommandation développé par la société *Data Crawler* nous apprend que la réponse n'est pas toujours positive (*cf.* chapitre 6). En effet, si cet agent apparaît pertinent du point de vue de l'implémenteur dans la mesure où il permet d'économiciser les activités d'exploration de ses utilisateurs, il n'en est pas de même pour ces derniers. En faisant advenir dans le présent les représentations qu'il se fait du futur, l'agent de *Data Crawler* tend à favoriser l'exploration de ses utilisateurs tout en les conduisant à s'engager toujours plus avant dans le tunnel de conversion. Mais en quoi cette forme de manipulation est-elle problématique ? Après tout, ne considère-t-on pas souvent qu'un bon vendeur physique nous aide à explorer l'espace de vente de façon à nous amener à découvrir, et pourquoi pas acheter, un bien nouveau et intéressant ? Peut-être, mais un bon vendeur physique est sensible à ce que le visiteur lui dit car sa cognition est bien plus malléable que celle de l'agent de *Data Crawler* : il est capable de relativiser l'importance des critères de performance imposés par la direction. L'agent de *Data Crawler* est, quant à lui, à la stricte sujétion de son concepteur et de ses implémenteurs : leurs critères d'optimisation cadrent de manière très rigide la moindre de ses actions inférentielles. À la différence d'un bon vendeur physique, l'agent de *Data Crawler* n'est pas programmé pour s'adapter aux objectifs¹⁷⁶ qui

¹⁷⁵ Comme nous l'avons vu, il est bien entendu possible de considérer que cet utilisateur manipule en retour l'agent de calcul, l'implémenteur et le concepteur. Mais, encore une fois, il le fait de façon souvent non consciente et involontaire puisque ce sont les traces d'usage qu'il dépose automatiquement durant ses activités de navigation qui orientent le travail inférentiel réalisé par l'agent de calcul, l'implémenteur et le concepteur. Ce qui n'est pas le cas de l'implémenteur qui participe consciemment et volontairement au jeu de manipulation qui se déroule au niveau de l'environnement de conception. De plus, à la différence de l'implémenteur, l'utilisateur ne peut que difficilement manipuler les cadres de sa participation à la production des services que sont censées lui rendre les machines à produire des futurs économiques.

¹⁷⁶ Précisons qu'en référence à la note de bas de page 159 du chapitre 6, nous mobilisons le terme objectif dans le sens des théories de l'activité (Licoppe, 2008). De manière traditionnelle, une activité est un ensemble d'actions qui sont orientées par des buts (Vygotski, 1985). Ces buts sont toutefois pluriels. Ils ne recouvrent par les seules actions en finalité de Max Weber ([1919] 1959), mais aussi celles qui sont orientées en valeur, par la tradition ou les affects. Autrement dit, lorsque nous parlons d'objectif, nous souhaitons désigner ce que Max Weber appelle les motifs, c'est-à-dire les motivations qui permettent de projeter et de guider l'action. Notons qu'une telle façon de comprendre l'action inférentielle est complètement compatible avec l'acception sociocognitive que James G. March (1991b) a de la décision. Les objectifs dont nous parlons ne sont pas stables et décontextualisés : ils sont définis au fil d'actions qui sont déployées au sein d'un environnement. Ils peuvent donc être compris comme des productions collectives. De plus, ils doivent être saisis dans un sens large : flâner sans aucun but est une manière d'orienter ces actions, c'est un objectif. C'est d'ailleurs pourquoi nous considérons qu'un peu à la manière des travailleurs de Valérie Beaudouin et de ses collègues (2001), les activités de navigation des consommateurs peuvent être décomposées en deux grands ordres d'objectifs : rechercher ou découvrir des informations (*cf.* chapitre 6).

motivent les activités de navigation du consommateur. Il l'incite systématiquement à adopter des stratégies de découverte d'information pour mieux l'attacher économiquement au risque de perturber ses stratégies de recherche d'information. Du point de vue des utilisateurs, l'intelligence de l'agent de *Data Crawler* est donc ambivalente. Elle peut par conséquent être questionnée.

Les principaux apports...

... à la sociologie économique

Il convient maintenant de mieux situer les apports de nos travaux au domaine de la sociologie économique. Pour ce faire, nous proposons de souligner en quoi ils viennent compléter l'excellente thèse qu'a rédigée, il y a près de quinze ans déjà, Fabian Muniesa (2003). Hormis le fait que cet auteur traite d'un des plus anciens systèmes de traitement de données massives (i.e. la cotation électronique à la bourse de Paris), il existe selon nous trois principales raisons permettant de soutenir cette idée.

La première est que nos travaux montrent comment, actuellement, les configurations algorithmiques¹⁷⁷ dont nous parle Fabian Muniesa sont en train de peupler la totalité des mondes sociaux (cf. chapitre 2). Nous avons en effet vu qu'avec la numérisation des marchés et le mouvement big data, les machines peuvent produire bien d'autres futurs économiques que des évolutions de cotations boursières. Les agents de calcul sont aujourd'hui conçus pour prédire les représentations et les pratiques des acteurs économiques, l'état ou la circulation des biens ainsi que les évolutions des environnements à l'intérieur desquels ces humains et non humains évoluent. Pour reprendre les termes de Fabian Muniesa, il n'est par exemple pas impossible qu'avec les big data, les bazars fassent bientôt l'objet d'une configuration algorithmique, si ce n'est pas déjà fait...

La deuxième raison est que notre thèse pointe comment la conception même de configurations algorithmiques est maintenant le produit d'autres configurations algorithmiques. Comme nous avons cherché à le montrer dans nos chapitres 3, 4 et 5, avec les agents apprenants, il n'est plus nécessaire d'explicitier la définition d'un phénomène afin

¹⁷⁷ Rappelons que, pour Fabian Muniesa (2003), la notion de configuration algorithmique peut être utilisée pour décrire l'ensemble des situations de conception qui font l'objet d'une activité de recherche et développement. Cependant, dans sa thèse, les configurations que cet auteur examine sont algorithmiques au sens littéral du terme. Et c'est précisément selon cette acception que nous employons ici cette notion.

d'autoriser sa codification pour informer une configuration algorithmique. Si, à l'instar de Seymour Papert et de ses collègues, les « algorithmistes » étudiés par Fabian Muniesa travaillent à définir ce qu'est un marché et comment il fonctionne, les concepteurs d'agent de calcul que nous avons rencontré s'activent à comprendre l'intention du problème que rencontre l'implémenteur afin d'offrir à la machine les cadres politiques, psycho-matériels et sociocognitifs lui permettant de trouver, par elle-même, une solution (*cf.* chapitre 5). Autrement dit, avec les agents apprenants, c'est la machine qui produit la règle d'inférence ou, si l'on préfère, la configuration algorithmique qui rend possible la prédiction d'avenirs économiques. Rappelons que cette configuration n'est d'ailleurs pas toujours communicable aux humains (*cf.* chapitres 3 et 4). Pour autant, il ne faudrait pas en déduire que les agents de calcul sont aujourd'hui complètement autonomes puisque nous avons vu qu'ils ont besoin du collectif pour exister. Répétons encore une fois que, sans les cadres que leur offrent leurs concepteurs et leurs implémenteurs, ils ne peuvent pas réaliser correctement leur travail inférentiel : les agents de calcul, même ceux dits apprenants, n'atteignent pas le réel de manière immanente. Il n'en reste pas moins que les formes de normativité qu'ils véhiculent sont assez nouvelles dans la mesure où, nous l'avons déjà dit, ces agents visent moins à performer des épistémologies globales sur l'intelligence ou le social que des épistémologies locales qui sont propres à l'implémenteur (*cf.* chapitre 5). Par conséquent, les effets de justesse qui sont associés aux configurations algorithmiques examinées par Fabian Muniesa se distinguent nettement de ceux que recouvrent les agents apprenants. Car ces derniers renvoient moins à un travail de définition controversé par de nombreux acteurs sur la manière dont il est possible de codifier le fonctionnement d'un phénomène, qu'à un travail de co-création réalisé par de petits couples d'implémenteurs et de concepteurs sur la façon dont il est possible de formaliser sa problématisation afin d'autoriser sa résolution automatique. Et cette différence est d'autant plus grande qu'à l'ère du big data, les agents apprenants doivent essentiellement servir les intérêts de l'implémenteur. *A contrario* des algorithmes examinés par Fabian Muniesa, des statistiques publiques (Desrosières, 1993), ou encore, des technologies d'intelligence artificielle traditionnelles (*cf.* chapitre 3), les agents apprenants conçus par les acteurs que nous avons enquêtés font l'objet de discussions qui sont essentiellement d'ordre appliqué. Les questions fondamentales ne sont souvent pas abordées ; et quand elles le sont, c'est généralement de façon superficielle. Un peu à la manière de Chris Anderson (2008), avec les big data, les acteurs pensent pouvoir se dispenser de théories,

même si, comme nous l'avons montré, ceci n'est pas empiriquement vrai¹⁷⁸ (cf. chapitres 4 et 5). Et c'est précisément en ce sens que nous avons questionné cette nouvelle frontière que la science des données tend à instaurer entre recherche fondamentale et recherche opérationnelle (cf. chapitre 5).

La troisième raison pour laquelle ce manuscrit prolonge celui de Fabian Muniesa (2003) est qu'il offre plusieurs éléments théoriques et empiriques permettant de questionner la pertinence de ces nouvelles configurations algorithmiques qui composent les agents apprenants. En mettant en avant l'importance de problématiser les formes de leur utilité, de leur utilisabilité et de leur acceptabilité, nos travaux sont une façon de réfléchir à la manière dont ces agents peuvent ou non favoriser l'instauration d'un bon marché (Callon, 2013). D'un point de vue pragmatique, ils tendent plus exactement à invalider l'hypothèse que les machines à produire des futurs économiques sont un bien pour la communauté dans la mesure où leur conception est sous-tendue par d'importantes asymétries. Les configurations algorithmiques qui composent ces machines sont d'abord élaborées pour servir les intérêts économiques de leurs implémenteurs. Comme nous l'avons vu dans les chapitres 4 et 5, les critères d'optimisation qui orientent l'ensemble de leurs activités inférentielles sont généralement développés pour augmenter le chiffre d'affaire de l'implémenteur. Tout l'intérêt du chapitre 6 est d'ailleurs de montrer qu'une telle manière de concevoir la pertinence des machines intelligentes fait problème du point de vue de leurs utilisateurs. Rappelons que nous avons pointé que l'utilité, l'utilisabilité et l'acceptabilité de l'agent de *Data Crawler* sont loin d'être indiscutables sur le plan pragmatique. Et elles le sont d'autant plus que cet agent peut également être questionné sur le plan éthique.

Ouverture

Vers une réflexion plus générale

Pour ouvrir la réflexion, nous souhaitons maintenant conclure en nous risquant à l'exercice de la généralisation. Nous proposons pour cela de considérer la question qui suit. À l'ère du big data, qu'est-ce que l'intelligence d'une machine à produire des futurs économiques ? Bien entendu, cette thèse ne permet de répondre à ce problème que d'une manière très partielle et

¹⁷⁸ La grande différence est en effet que ces théories sont souvent naïves, c'est-à-dire de l'ordre du sens commun, et sont généralement mobilisées de façon implicite (cf. chapitre 4 et 5).

exploratoire. Elle autorise, tout au plus, à faire l'hypothèse qu'au temps des big data 4G, l'intelligence des machines à prédire les avènements marchands est une intelligence locale qui articule, sur le plan cognitif, un pluralisme prédictif qui est nouveau, discutable, mais non sans intérêt et, sur le plan politique, une formalisation d'objectifs économiques qui n'est, bien souvent, ni très élégante, ni véritablement innovante. À l'ère du big data, la conception des agents de calcul est une science opérationnelle inédite qui tend à favoriser l'instauration de nouvelles frontières entre sciences fondamentales et sciences appliquées (*cf.* chapitre 5). Elle pourrait de cette façon contribuer à désencastrer les agencements marchands des épistémologies globales qui ont traditionnellement permis aux hommes de penser la société et l'intelligence. Bien sûr, en référence au paradoxe des conséquences de Max Weber ([1919] 1959), il est extrêmement difficile de prévoir les effets positifs ou négatifs que pourrait produire un tel désencastrement. Pour autant, nous pensons que nous devrions prendre toujours la précaution de questionner l'intelligence des machines. Et les épistémologies globales qu'ont pu produire les SHS jusqu'à aujourd'hui sont une véritable terre d'abondance pour tous ceux qui partageraient cet objectif, même si, à l'ère des mégadonnées, comme le pointe Dominique Boullier (2016), ces épistémologies doivent être renouvelées. Beaucoup de chemin reste à faire avant de pouvoir penser l'intelligence des machines dans toute sa complexité socio-matérielle. Le problème est que les choses vont vite et que les enjeux sont aussi importants que les données sont massives. Ainsi, en posant les bases d'un programme de recherche visant à mieux comprendre la pertinence des agents de calcul, nous espérons de tout cœur que cette thèse puisse nous permettre de contribuer à ce projet aussi nécessaire que passionnant.

Bibliographie

- Abbott, A. (1988). *The system of professions. An essay on the division of expert labour*. Chicago-Londres: University of Chicago Press.
- Ackley, D., Hinton, G. & Sejnowski, T. (1985). A learning algorithm for Boltzmann machines. *Cognitive Science*, 9, 147-169.
- Adorno, T., Frenkel-Brunswik, E., Levinson, D. & Sanford, N. (1950). *The authoritarian personality, studies in prejudice series, volume 1*. New York: Harper & Row.
- Adorno, T. & Horkheimer, M. ([1947] 1974). *La Dialectique de la raison. Fragments philosophiques*. Paris : Gallimard.
- Aïm, O. & Billiet, S. (2015). *Communication*. Paris : Dunod.
- Aizerman, M.A., Braverman, E.A. & Rozonoer, L. (1964). Theoretical foundation of the potentiel function method in pattern recognition learning. *Automation and Remote Control* (25), 821-837.
- Akrich, M. (1987). Comment décrire les objets techniques ? *Techniques et cultures* (9), 49-64.
- Akrich, M. (1989). La construction d'un système socio-technique. Esquisse pour une anthropologie des techniques. *Anthropologie et Sociétés*, 13 (2), 31-54.
- Akrich, M. (1990). De la sociologie des techniques à une sociologie des usages. L'impossible intégration du magnétoscope dans les réseaux de câbles de première génération. *Techniques et Culture* (16), 83-110.
- Akrich, M. (1994). Comment sortir de la dichotomie technique/société : présentation des diverses sociologies de la technique. Dans B. Latour & P. Lemonnier, *De la préhistoire aux missiles balistiques : l'intelligence sociale des techniques* (pp. 105-131). Paris : La Découverte.
- Akrich, M. (1998). Les utilisateurs, acteurs de l'innovation. *Éducation permanente* (134), 79-89.
- Amadiou, F., Bastien, C. & Tricot, A. (2008). Les méthodes on-line 1 : analyse des parcours. Dans A. Chevalier & A. Tricot, *Ergonomie des documents électroniques* (pp. 251-270). Paris : PUF.
- An, W. (2016). Fitting ERGMs on big networks. *Social Science Research*, Available online 27 April 2016.
- Andel, V. & Bourcier, D. (2009). *De la sérendipité dans la science, la technique, l'art et le droit. Leçons de l'inattendu*. Chambéry : Act Mem.

- Anderson, C. (2008). *The end of theory: the data deluge makes the scientific method obsolete*. Consulté le Avril 10, 2016, sur Wired: <http://www.wired.com/2008/06/pb-theory/>
- Angeletti, T. (2012). La prévision économique et ses « erreurs ». *Raisons politiques*, 4 (48), 85-101.
- Aspers, P. (2007). Theory, reality, and performativity in markets. *American Journal of Economics and Sociology*, 66 (2), 379-400.
- Assens, C. & Angot, J. (2007). Conflits de rationalité. Le duel Deep Blue/Kasparov. *Cahiers de recherche du LAREQUOI*, 1-22.
- Auray, N. (2000). *Politique de l'informatique et de l'information. Les pionniers de la nouvelle frontière électronique*. Paris : Écoles des Hautes Études en Sciences Sociales.
- Austin, J. (1962). *How to do things with words*. Oxford: Oxford University Press.
- Bandura, A. (1977). Self-efficacy: toward a unifying theory of behavioral change. *Psychology Review*, 84 (2), 191-215.
- Barber, B. (1995). All economics are “embedded”: the career of a concept on beyond. *Social Research*, 62 (2), 387-414.
- Barnes, T. & Wilson, M. (2014). Big data, social physics, and spatial analysis: the early years. *Big Data & Society*, 1 (1), 1-14.
- Barrey, S. (2004a). Fidéliser les clients dans le secteur de la grande distribution. Agir entre dispositifs et dispositions. Dans F. Cochoy, *La captation des publics : c'est pour mieux te séduire, mon client...* (pp. 121-145). Toulouse : Presses Universitaires du Mirail.
- Barrey, S. (2004b). *Le travail marchand dans la grande distribution alimentaire : la définition des relations marchandes*. Toulouse : Université de Toulouse Jean Jaurès.
- Beale, R. (2007). Supporting serendipity: using ambient intelligence to augment user exploration for data mining and web browsing. *International Journal of Human-Computer Studies*, 65 (5), 421-433.
- Beaudouin, V., Cardon, D. & Mallard, A. (2001). De clic en clic : créativité et rationalisation dans les usages des intranets d'entreprise. *Sociologie du travail*, 43 (3), 309-326.
- Beauvisage, T. (2004). *Sémantique des parcours des utilisateurs sur le web*. Paris : Université de Paris X – Nanterre.
- Beauvisage, T. & Mellet, K. (2016). Travailleurs du like, faussaires de l'e-réputation. *Réseaux*, 3 (197-198), 69-108.
- Bechtel, W. & Abrahamsen, A. (1993). *Le connexionnisme et l'esprit : introduction au traitement parallèle par réseaux*. Paris : La Découverte.
- Beer, D. (2015). Productive measures: culture and measurement in the context of everyday neoliberalism. *Big Data & Society*, 2 (1), 1-12.
- Benway, J. & Lane, D. (1998). Banner blindness: web searchers often miss “obvious” links. *InterNetwork ITG Newslett* (1), 123-135.
- Bergson, H. ([1932] 1984). *Les deux sources de la morale et de la religion*. Paris : Presses Universitaires de France.
- Berthelot, J.-M. (1990). *L'intelligence du social : le pluralisme explicatif en sociologie*. Paris : PUF.

- Bessy, C. & Chateauraynaud, F. (1995). *Experts et faussaires. Pour une sociologie de la perception*. Paris : Métailié.
- Bhat, C. (2015). A new generalized heterogeneous data model (GHDM) to jointly model mixed types of dependent variables. *Transportation Research Part B: Methodological*, 79, 50-77.
- Bickhard, M. & Terveen, L. (1995). *Foundational issues in artificial intelligence and cognitive science: impasse and solution*. Amsterdam: North-Holland.
- Blanc, M., Charron, E. & Freyssenet, M. (1989). *Le « développement » des systèmes-experts en entreprise*. Les Cahiers de Recherche du GIP « Mutations Industrielles ».
- Bloor, D. ([1976] 1991). *Knowledge and social imagery*. Chicago: University of Chicago Press.
- Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A. & Gutiérrez, A. (2013). Recommender systems survey. *Knowledge-Based Systems*, 46, 109-132.
- Bock, H.-H. & Diday, E. (2000). *Analysis of symbolic data. Exploratory methods for extracting statistical information from complex data*. New York: Springer-Verlag.
- Boise, S. (2007). *L'esprit, l'IA et la singularité*. Toulouse : Lulu.com (auto-édition).
- Bolin, G. & Schwarz, J. (2015). Heuristics of the algorithm: big data, user interpretation and institutional translation. *Big Data & Society*, 2 (2), 1-12.
- Boltanski, L. & Thévenot, L. (1991). *De la justification. Les économies de la grandeur*. Paris : Gallimard.
- Boltanski, L. & Chiapello, E. (1999). *Le nouvel esprit du capitalisme*. Paris : Gallimard.
- Bonasso, P., Firby, J., Gat, E., Kortenkamp, D., Miller, D. & Slack, M. (1997). Experiences with an architecture for intelligent, reactive agents. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 9 (2-3), 237-256.
- Bonissone, P. & Johnson, H. (1984). *DELAT: an expert system for diesel electric locomotive repair*. General Electric Company.
- Boudée, N. (2010). La méthode de l'autoconfrontation : une méthode bien adaptée à l'investigation de l'activité de recherche d'information ? *Études de communication* (35), 47-60.
- Boullier, D. (2002). Objets communicants, avez-vous donc une âme ? Enjeux anthropologiques. *Les Cahiers du numérique*, 3 (4), 45-60.
- Boullier, D. (2004). Objets portables en tous genres et prises sur le monde : l'habîèle comme extension du domaine de la personne. *Consommation et Société* (4).
- Boullier, D. (2016). Pour des sciences sociales de troisième génération (SS3G) : des traces numériques aux répliques. Dans P.-M. Menger & S. Paye, *Big data et traçabilité numérique. Les sciences sociales face à la quantification massive des individus*. Paris : Collège de France.
- Boullier, D. & Lohard, A. (2012). *Opinion mining et sentiment analysis : méthodes et outils*. Paris : Openedition.
- Bourdieu, P. & Passeron, J. (1970). *La Reproduction. Éléments pour une théorie du système d'enseignement*. Paris : Minuit.
- Bourdieu, P. (1979). *La distinction. Critique sociale du jugement*. Paris : Minuit.

- Bourdieu, P. (1982). *Ce que parler veut dire. L'économie des échanges linguistiques*. Paris : Fayard.
- Bourdieu, P. (1996a). Journalisme et éthique. *Les Cahiers du journalisme* (1), 10-77.
- Bourdieu, P. (1996b). *Sur la télévision*. Paris : Liber.
- Boyd, D. & Crawford, K. (2012). Critical questions for big data: provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon. *Information, Communication & Society*, 15 (5), 662-679.
- Boyer, R. & Freyssenet, M. (2000). *Les modèles productifs*. Paris : La Découverte.
- Bracops, M. (2010). *Introduction à la pragmatique. Les théories fondatrices : actes de langage, pragmatique cognitive, pragmatique intégrée*. Paris : De Boeck Supérieur.
- Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A. & Stone, C.I. (1984). *Classification and regression trees*. Belmont: Wadsworth.
- Breslau, D. (1988). L'école de Chicago existe-t-elle ? *Actes de la recherche en sciences sociales*, 74, 64-65.
- Brisset, N. (2011). Les limites de la performativité des énoncés économiques : les apports de John Searle. *Æconomia*, 1 (4), 557-88.
- Brisset, N. (2014a). Performer par l'objet ? Une critique de la théorie de la performativité. *L'Année Sociologique*, 64 (1), 217-246.
- Brisset, N. (2014b). *Performativité des énoncés de la théorie économique : une approche conventionnaliste*. Paris : Université de Paris I – Panthéon-Sorbonne.
- Brisset, N. (2015). Les institutions comme objets émergents : une approche ontologique. *Revue économique*, 66 (3), 615-644.
- Broadbent, D. (1958). *Perception and communication*. London: Pergamon.
- Broniarczyk, S. & Griffin, J. (2014). Decision difficulty in the age of consumer empowerment. *Journal of Consumer Psychology*, 24 (4), 608-625.
- Bronner, G. (2003). *L'empire des croyances*. Paris : Presses Universitaires de France.
- Brown, B., Chui, M. & Manyika, J. (2011). *Are you ready for the era of "big data"*. New York: Mc Kinsey Global Institute.
- Bruno, I. (2012). Quand s'associer, c'est concourir. Les paradoxes de la « coopétition ». Dans F. Cochoy, *Du lien marchand. Comment le marché fait société* (pp. 55-80). Toulouse : Presses Universitaires du Mirail.
- Bruscaglioni, L. (2015). Theorizing in grounded theory and creative abduction. *Quality & quantity*, 49 (4), 1-16.
- Bryant, R., Katz, R. & Lazowska, E.D. (2008, 12 22). *Big-data computing: creating revolutionary breakthroughs in commerce, science, and society*. Consulté le Février 27, 2016, sur Computing Community Consortium: http://cra.org/ccc/wp-content/uploads/sites/2/2015/05/Big_Data.pdf
- Bughin, J., Chui, M. & Manyika, J. (2010). *Clouds, big data and smart assets: ten tech-enabled business trends to watch*. New York: Mc Kinsey Global Institute.
- Burke, M., Hornof, A., Nilsen, E. & Gorman, N. (2005). High-cost banner blindness: ads increase perceived workload, hinder visual search, and are forgotten. *ACM Transaction on Computer-Human Interaction* (12), 423-445.

- Burrell, J. (2016). How the machine “thinks”: understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3 (1), 1-12.
- Butler, J. (1988). Performative acts and gender constitution: an essay in phenomenology and feminist theory. *Theatre Journal*, 40 (4), 519-531.
- Butler, J. (1997). *Exitable speech*. London: Routledge.
- Butler, J. (2004). *Le pouvoir des mots. Politique du performatif*. Paris : Éditions Amsterdam.
- Buysens, P., Revenu, M. & Lepetit, O. (2009). Réseau de neurones convolutionnels pour la reconnaissance faciale infrarouge. *GRETSI - Actes de Colloque*, 1-4.
- Cabon, P., Farbos, B. & Mollard, R. (2000). *Gaze analysis and psychophysiological parameters: a tool for the design and the evaluation of man-machine interfaces*. Brétigny-sur-Orge: EUROCONTROL Experimental Center.
- Cai, H., Jia, X., Chiu, A., Hu, X. & Xu, M. (2014). Siting public electric vehicle charging stations in Beijing using big-data informed travel patterns of the taxi fleet. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 33, 39-46.
- Caillé, A. (1993). *La Démission des clercs. La crise des sciences sociales et l'oubli du politique*. Paris : La Découverte.
- Callon, M. (1986). Éléments pour une sociologie de la traduction. La domestication des coquilles Saint-Jacques et des marins-pêcheurs dans la baie de Saint-Brieuc. *L'Année sociologique* (36), 169-208.
- Callon, M. (1998). *The laws of the markets*. Oxford: Blackwell.
- Callon, M. (2013). Qu'est-ce qu'un agencement marchand ? Dans M. Callon, M. Akrich, S. Dubuisson-Quellier, C. Granclément, A. Hennion, B. Latour *et al.* *Sociologie des agencements marchands* (pp. 325-440). Paris : Presses des Mines.
- Callon, M. (2016). Revisiting marketization: from interface-markets to market-agencements. *Consumption Markets & Culture*, 19 (1), 17-37.
- Callon, M., Lascoumes, P. & Barthe, Y. (2001). *Agir dans un monde incertain. Essai sur la démocratie technique*. Paris : Le Seuil.
- Callon, M. & Latour, B. (1997). Tu ne calculeras pas ! Comment symétriser le don et le capital. *Revue du MAUSS* (9), 45-70.
- Calvignac, C., Canu, R. & Cochoy, F. (2013). Des détails qui comptent : pour une archéologie statistique de l'action ordinaire. Dans C. Datchary, *Petit précis de méthodologie. Le sens du détail dans les sciences sociales* (pp. 91-104). Lormont : Bord de l'eau.
- Canu, R. (2009). La manipulation des documents publicitaires. Contribution à une sociologie du travail marchand. *Revue Française de Socio-Économie*, 1 (3), 147-167.
- Canu, R. (2007). *Publicités et travail marchand : la manipulation des documents publicitaires sur le marché des télécommunications*. Toulouse : Université de Toulouse Jean Jaurès.
- Cardon, D. (2013). Présentation. *Réseaux*, 1 (177), 9-21.
- Cardon, D. (2015a). Le bazar et les algorithmes : à propos de l'espace public numérique. *Les entretiens du nouveau monde industriel*. Paris : Centre Pompidou.
- Cardon, D. (2015b). *À quoi rêvent les algorithmes. Nos vies à l'heure des big data*. Paris : Seuil-La République des idées.

- Cassimatis, N. (2005). Integrating cognitive models based on different computational methods. *Proceedings of the 27th Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 402-407.
- Certeau, (de) M. (1990). *L'invention du quotidien. Arts de faire*. Paris : Gallimard.
- Chan, P. (1999). A non-invasive learning approach to building web user profiles. *Kdd-99 Workshop on Web Usage Analysis and User Profiling*, 7-12.
- Changeux, J.-P. (1983). *L'homme neuronal*. Paris : Fayard.
- Chase, W. & Simon, H.A. (1973). Perception in chess. *Cognitive Psychology*, 4 (1), 55-81.
- Chen, L. & Sycara, K. (1998). WebMate: a personal agent for browsing. *AGENTS '98 Proceedings of the Second International Conference on Autonomous Agents*, 132-139.
- Chen, S. & Epps, J. (2013). Automatic classification of eye activity for cognitive load measurement with emotion interference. *Computer Methods and Programs in Biomedicine* (110), 111-124.
- Cho, M. (2001). *The role of prior knowledge, need for information and credibility of information sources in tourists' information search behavior*. Pennsylvania: The Pennsylvania State University.
- Chomski, N. (1965). *Aspects de la théorie syntaxique*. Cambridge : MIT.
- Chomsky, N. ([1969] 2001). *Le langage et la pensée*. Paris : Payot & Rivages.
- Church, A. (1941). *The calculi of lambda-conversion*. Princeton: PUP.
- Cicourel, A. (1974). *Cognitive sociology: language and meaning in social interaction*. New York: Free Press.
- Cios, K.J., Pedrycz, W., Swiniarski, R.W. & Kurgan, L. (2007). *Data mining. A knowledge discovery approach*. New York: Springer.
- Citton, Y. (2014). *Pour une écologie de l'attention*. Paris : Seuil.
- Claparède, E. (1933). La genèse de l'hypothèse : étude expérimentale. *Archives de Psychologie*, 24, 1-155.
- Claypool, M., Gokhale, A., Miranda, T., Murnikov, P., Netes, D. & Sartin, M. (1999). Combining content-based and collaborative filters in an online newspaper. *Workshop on Recommender Systems – Implementation and Evaluation*, 1-8.
- Cleeremans, A. & Missa, J.-N. (2010). *Metaphores de l'esprit II : les fondements de l'approche connexioniste*. Consulté le Août 4, 2016, sur Philosophie des sciences cognitives : <http://164.15.18.1/cogsci/slides/3.PHILB315-PDP.pdf>
- Clément, F. (2012). *Sciences de l'esprit et sciences sociales : des liaisons dangereuses ?* Consulté le Juillet 28, 2016, sur SociologieS : <https://sociologies.revues.org/3980>
- Clément, F. & Kaufmann, L. (1996). Esquisse d'une ontologie des faits sociaux. La posologie proposée par John Searle. *Réseaux*, 14 (79), 123-161.
- Clément, F. & Kaufmann, L. (2011). *La sociologie cognitive*. Paris : Maison des sciences de l'Homme.
- Cochoy, F. (1999). *Une histoire du marketing. Discipliner l'économie de marché*. Paris : La Découverte.
- Cochoy, F. (2001). Le marketing, ou la ruse de l'économie. *Politix*, 14 (53), 175-201.

- Cochoy, F. (2002). *Une sociologie du packaging ou l'âne de Buridan face au marché*. Paris : Presses Universitaires de France.
- Cochoy, F. (2004a). La captation des publics entre dispositifs et dispositions, ou le petit chaperon rouge revisité. Dans F. Cochoy, *La captation des publics. C'est pour mieux te séduire, mon client...* (pp. 11-68). Toulouse : Presses Universitaire du Mirail.
- Cochoy, F. (2004b). L'emballage, ou comment capter en chaque homme le baudet qui sommeille. Dans F. Cochoy, *La captation des publics. C'est pour mieux te séduire, mon client...* (pp. 71-100). Toulouse : Presses Universitaires du Mirail.
- Cochoy, F. (2010). La sociologie est un sport collectif : petit match avec Michel Callon. Dans M. Akrich, Y. Barthe, F. Muniesa & P. Mustar, *Débordements, Mélanges en l'honneur de Michel Callon* (pp. 69-86). Paris : Presses des Mines.
- Cochoy, F. (2011a). *De la curiosité. L'art de la séduction marchande*. Paris : Armand Colin.
- Cochoy, F. (2011b). Le « calcul » économique du consommateur : ce qui s'échange autour d'un chariot. *L'Année sociologique*, 61 (1), 71-101.
- Cochoy, F. (2011c). *Sociologie d'un « curioisitif » : smartphone, code-barre 2d and self-marketing*. Lormont : Bord de l'eau.
- Cochoy, F. (2012). La sociologie économique relationniste. Dans F. Cochoy, *Du lien marchand : comment le marché fait société* (pp. 19-54). Toulouse : Presses Universitaires du Mirail.
- Cochoy, F. (2013). La focalisation « médiale » : pour un regard post-constructiviste sur les outils de communication. *Études de communication*, 1 (40), 77-92.
- Cochoy, F. (2014). *Aux origines du libre-service, Progressive Grocer (1922-1959)*. Lormont : Bord de l'eau.
- Cochoy, F. (2016). *Une histoire du ski. Aluminium, gens de glisse et « coopération »*. Aix-en-Provence : Ref.2c.
- Cochoy, F. & Calvignac, C. (2014). Mort de l'acteur, vie des clusters ? Leçons d'une pratique sociale très ordinaire. *Réseaux*, 6 (182), 89-118.
- Cochoy, F., Giraudeau, M. & McFall, L. (2014). *The limits of performativity: politics of the modern economy*. New York: Routledge.
- Cochoy, F. & Terssac, (de) G. (2000). Au-delà de la traçabilité : la mappabilité. Deux notions connexes mais distinctes pour penser les normes de management. Dans E. Serverin & A. Berthoud, *La production des normes entre État et société civile* (pp. 239-249). Paris : L'Harmattan.
- Coll, S. (2015). *Surveiller et récompenser : les cartes de fidélité qui nous gouvernent*. Zürich : Éditions Seismo.
- Connelly, R., Playford, C., Gayle, V. & Dibben, C. (2016). The role of administrative data in the big data revolution in social science research. *Social Science Research*, Available online 14 April 2016.
- Cooke, L. (2008). How do users search web home pages? An eye-tracking study of multiple navigation menus. *Technical Communication* (55), 176-194.
- Cooren, F. (2000). *The organizing property of communication*. Amsterdam / Philadelphia: John Benjamins.

- Cooren, F. (2010). Ventriloquie, performativité et communication. Ou comment fait-on parler les choses. *Réseaux*, 5 (163), 33-54.
- Cooren, F. (2013). *Manières de faire parler. Interaction et ventriloquie*. Lormont : Le Bord de l'eau.
- Copeland, J. & Proudfoot, D. (2015). *Alan Turing: father of the modern computer*. Web-Book.
- Coquart, Y. & Kyrou, A. (2015). *Les mondes de Philip K. Dick* [Film].
- Cornuéjols, A. & Miclet, L. (2010). *Apprentissage artificiel : concepts et algorithmes*. Paris : Eyrolles.
- Cuin, C.-H. (2002). Le balancier sociologique français : entre individus et structures. *Revue européenne des sciences sociales*, XL (124), 253-262.
- Cumbly, R. & Church, P. (2013). Is "big data" creepy? *Computer Law & Security Review*, 29 (5), 601-609.
- Daft, R. & Weick, K. (1984). Toward a model of organizations as interpretation systems. *The Academy of Management Review*, 9 (2), 284-295.
- Dalem, A. (2003). Guerre et économie : le libéralisme et la pacification par le marché. *Raisons Politiques*, 1 (9), 49-64.
- Dammbeck, L. (2003). *Voyage en cybernétique* [Film].
- Darwin, C. (1859). *On the origin of species by means of natural selection, or the preservation of favoured races in the struggle for life*. London: John Murray.
- Datchary, C. (2011). *La dispersion au travail*. Toulouse : Octarès.
- David, P., Song, M., Hayes, A. & Fredin, E. (2007). A cyclic model of information seeking in hyperlinked environments: the role of goals, self-efficacy, and intrinsic motivation. *International Journal of Human-Computer Studies*, 65 (2), 170-182.
- Deleuze, G. & Guattari, F. (1976). *Rhizome*. Paris : Minuit.
- Dellaert, B. & Häubl, G. (2005). *Consumer product search with personalized recommendations*. Edmonton: University of Alberta.
- Dellaert, B. & Häubl, G. (2012). Searching in choice mode: consumer decision processes in product search with recommendations. *Journal of Marketing Research* (49), 277-288.
- Delort, P. (2015). *Le big data*. Paris : Presses Universitaires de France.
- Denis, J. (2006). Les nouveaux visages de la performativité. *Études de communication* (29), 7-24.
- Denis, J. & Goëta, S. (2016). Les facettes de l'open data : émergence, fondements et travail en coulisses. Dans P.-M. Menger & S. Paye, *Big data et traçabilité numérique. Les sciences sociales face à la quantification massive des individus*. Paris : Collège de France.
- Denis, J. & Pontille, D. (2010). Performativité de l'écrit et travail de maintenance. *Réseaux*, 5 (163), 105-130.
- Dennett, D.C. (1996). *Kinds of minds. Towards an understanding of consciousness*. London: Weindenfeld & Nicolson.
- Dennett, D.C. (1993). *La conscience expliquée*. Paris : Odile Jacob.

- Denouël, J. & Granjou, F. (2011). *Communiquer à l'ère numérique. Regards croisés sur la sociologie des usages*. Paris : Presses des Mines.
- DePristo, M. & Zubek, R. (2001). *Being-in-the-World*. AAAI.
- Descombes, V. (1995). *La denrée mentale*. Paris : Minuit.
- Desrosières, A. (1993). *La politique des grands nombres. Histoire de la raison statistique*. Paris : La Découverte.
- Diaper, D. & Waelend, P. (2000). World Wide Web working whilst ignoring graphics: good news for web page designers. *Interacting with Computer* (13), 163-181.
- Diebold, F. (2003). "Big data" dynamic factor models for macroeconomic measurement and forecasting: a discussion of the papers by Lucrezia Reichlin and by Mark W. Watson. Dans M. Dewatripont, L. Hansen & S. Turnovsky, *Advances in economics and econometrics: theory and applications, eighth world congress (volume 3)* (pp. 115-122). Cambridge: Cambridge University Press.
- Diehl, K. (2005). When two rights make a wrong: searching too much in ordered environment. *Journal of Marketing Research* (42), 313-322.
- Dinet, J., Chevalier, A. & Tricot, A. (2012). Information search activity: an overview. *Revue européenne de psychologie appliquée* (62), 49-62.
- Dixon, Z. & Moxley, J. (2013). Everything is illuminated: what big data can tell us about teacher commentary. *Assessing Writing*, 18 (4), 241-256.
- Dodier, N. (1995). *Les hommes et les machines. La conscience collective dans les sociétés technicisées*. Paris : Métailié.
- Dong, H., Wu, M., Ding, X., Chu, L., Jia, L., Qin, Y., et al. (2015). Traffic zone division based on big data from mobile phone base stations. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 58, 278-291.
- Drazin, R. & Sandelands, L. (1992). Autogenesis: a perspective on the process of organizing. *Organization Science*, 3 (2), 230-249.
- Drèze, X. & Hussherr, F. (2003). Internet advertising: is anybody watching? *Journal of Interactive Marketing*, 17, 8-23.
- Ducrot, O. (1972). *Dire et ne pas dire. Principes de sémantique linguistique*. Paris : Hermann.
- Duda, R., Hart, P. & Stork, D. (2001). *Pattern classification*. Hoboken: Wiley.
- Duflo, E. (2009). *Expérience, science et lutte contre la pauvreté*. Paris : Fayard.
- Dujarier, M.-A. (2008). *Le travail du consommateur*. Paris : La Découverte.
- Dupuy, J.-P. (1994). *Aux origines des sciences cognitives*. Paris : La Découverte.
- Durkheim, É. ([1895] 1988). *Les règles de la méthode sociologique*. Paris : Flammarion.
- Durkheim, É. (1897). *Le suicide : étude de sociologie*. Paris : Félix Alcan.
- Ebach, M., Michael, M., Shaw, W., Goff, J., Murphy, D. & Matthews, S. (2016). Big data and the historical sciences: a critique. *Geoforum*, 71, 1-4.
- Eiglier, P. & Langeard, E. (1987). *Servuction : le marketing des services*. Paris : McGraw-Hill.
- Élias, N. ([1939] 1973). *La dynamique de l'occident*. Paris : Calmann-Lévi.

- Endsley, M. & Rodgers, M. (1998). Distribution of attention, situation awareness, and workload in a passive air traffic control task: implications for operational errors and automation. *Air Traffic Control Quarterly* (6), 21-44.
- Enjolras, B. (1995). *Le marché providence. Aide à domicile, politique sociale et création d'emploi*. Paris : Desclée de Brouwer.
- Filion, N. (2011). Compter le réel. Réflexions autour de l'observation quantitative. *Terrains et travaux* (19), 37-55.
- Fine, B. (2003). Callonistics: a disentanglement. *Economy and Society*, 32 (3), 478-484.
- Fischer, G. & Stevens, C. (1991). Information access in complex, poorly structured information spaces. *CHI 91 Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 63-70.
- Fisher, R.A. (1932). *Statistical methods for research workers*. London: Oliver and Boyd.
- Flichy, P. & Parasia, S. (2013). Présentation. *Réseaux*, 2 (178-179), 9-19.
- Fodor, J. (1975). *The language of thought*. Cambridge: HUP.
- Fodor, J. (1983). *Modularity of mind: an essay on faculty psychology*. Cambridge: MIT Press.
- Fodor, J. & Pylyshyn, Z. (1988). Connectionism and cognitive architecture: a critical analysis. *Cognition*, 28 (1-2), 3-71.
- Folgoas, G. (1976). *L'avenir du futur. Les ordinateurs peuvent ils être intelligents ?* [Film].
- Forgy, C. (1981). *OPS5 user's manual. tech. rep.* Computer Science Department of the Carnegie Mellon University.
- Foucault, M. (1969). *L'archéologie du savoir*. Paris : Gallimard.
- Foucault, M. (1975). *Surveiller et punir. Naissance de la prison*. Paris : Gallimard.
- Foucault, M. (1976). *La volonté de savoir. Histoire de la sexualité. Tome I*. Paris : Gallimard.
- Foucault, M. (2007). *Leçon du 21 mars 1979*. Consulté le Juin 01, 2016, sur <http://www.cip-idf.org/>: www.cip-idf.org/IMG/rtf/FoucaultNB21mars.rtf
- Freedman, D. (1992). Is management still a science ? *Harvard Business Review*, 70 (6), 26-38.
- Freeman, C. (1994). The economics of technical change. *Cambridge Journal of Economics*, 18 (5), 436-514.
- Frege, G. (1977). *Logical investigations*. New Haven: Yale University Press.
- Frizzo-Barker, J., Chow-White, P., Mozafari, M. & Ha, D. (2016). An empirical study of the rise of big data in business scholarship. *International Journal of Information Management*, 36 (3), 403-413.
- Fuchs, C., Hofkirchner, W., Schafranek, M., Raffl, C. & Sandoval, M. (2010). Theoretical foundations of the web: cognition, communication, and co-operation. Towards an understanding of web 1.0, 2.0, 3.0. *Future Internet*, 2, 41-59.
- Fuchs, M., Höpken, W. & Lexhagen, M. (2014). Big data analytics for knowledge generation in tourism destinations. A case from Sweden. *Journal of Destination Marketing & Management*, 3 (4), 198-209.
- Galinon-Méléneq, B. (2011). *L'homme-trace : perspectives anthropologiques des traces contemporaines*. Paris : CNRS.

- Gao, S., Li, L., Li, W., Janowicz, K. & Zhang, Y. (2014). Constructing gazetteers from volunteered big geo-data based on Hadoop. *Computers, Environment and Urban Systems*, Available online 11 March 2014.
- Garcia, M.-F. (1986). La construction sociale d'un marché parfait. Le marché au cadran de Fontaines-en-Sologne. *Actes de la recherche en sciences sociales*, 65 (1), 2-13.
- Garfinkel, H. (1967). *Studies in ethnomethodology*. Englewood Cliffs: Prentice-Hall.
- Garland, A. (2015). *Ex Machina* [Film].
- Gaschnig, J. (1980). *Development of uranium exploration models for the Prospector consultant system: final report covering the period september 22, 1978 to september 21, 1979*. U.S. Geological Survey.
- Gauvrit, N. (2007). *Statistiques : méfiez-vous*. Paris : Ellipses.
- Genette, G. (1972). *Figures III*. Paris : Seuil.
- Gerjets, P.S. (2004). Designing instructional examples to reduce intrinsic cognitive load: molar versus modular presentation of solution procedures. *Instructional Science* (32), 33-58.
- Gibson, J. (1966). *The senses considered as perceptual systems*. Boston: Houghton Mifflin.
- Gibson, J. (1979). *The ecological approach to visual perception*. Boston: Houghton Mifflin.
- Giraudeau, M. (2010). *La fabrique de l'avenir : une sociologie historique des business plans*. Toulouse : Université de Toulouse Jean Jaurès.
- Gitelman, L. (2013). *Raw data is an oxymoron*. Cambridge: MIT Press.
- Gkiotsalitis, K. & Stathopoulos, A. (2015). A utility-maximization model for retrieving users' willingness to travel for participating in activities from big-data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 58, 265-277.
- Glaser, B. & Strauss, A. (1967). *The discovery of grounded theory: strategies for qualitative research*. Chicago: Aldine de Gruyter.
- Gödel, K. (1931). Über formal unentscheidbare sätze der principia mathematica und verwandter systeme I. *Monatshefte für Mathematik*, 38 (1), 173-198.
- Goffman, E. (1956). *The presentation of self in everyday life*. Edingurgh: University of Edingurgh.
- Goffman, E. (1974). *Frame analysis: an essay on the organization of experience*. London: Harper and Row.
- Gomart, E. & Hennion, A. (1999). A sociology of attachment: music lovers, drug users. *The Sociological Review*, 47 (1), 220- 247.
- Gonzalez, G., Rosa, (de la) J.-L., Montaner, M. & Delfin, S. (2007). Embedding emotional context in recommender systems. *23rd International Conference on Data Engineering Workshop*, 845-852.
- Gonzalez, P. (2006). L'institution du divin et du collectif ou les politiques du réel de la prédication évangélique. *Études de communication* (29), 53-67.
- Grabowski, M., Rizzo, C. & Graig, T. (2016). Data challenges in dynamic, large-scale resource allocation in remote regions. *Safety Science*, 87, 76-86.
- Gramaccia, G. (2001). *Les actes de langage dans les organisations*. Paris : L'Harmattan.

- Grandclément, C. (2008). *Vendre sans vendeurs : sociologie des dispositifs d'achalandage en supermarché*. Paris : École de Mines de Paris.
- Granovetter, M. (1973). The strength of weak ties. *American Journal Of Sociology*, 78 (6), 1360-1380.
- Granovetter, M. (1983). The strength of weak ties: a network theory revisited. *Sociological Theory*, 1, 201-233.
- Granovetter, M. (1985). Economic action and social structure: the problem of embeddedness. *American Journal of Sociology*, 91 (3), 481-510.
- Granovetter, M. (2000). Introduction pour le lecteur français. Dans M. Granovetter, *Le marché autrement. Les réseaux dans l'économie* (pp. 33-44). Paris : Desclée de Brouwer.
- Grice, P. (1975). Logique and conversation. Dans P. Cole & J. Morgan, *Syntax and semantics 3: speech acts* (pp. 41-58). New-York: Academic Press.
- Grice, P. (1978). Further notes on logic and conversation. Dans P. Cole, *Syntax and semantic 9: pragmatics* (pp. 113-128). New-York: Academic Press.
- Grimaud, E. (2013). Capter et mesurer les mouvements oculaires. Dans C. Datchary, *Petit précis de méthodologie : le sens du détail dans les sciences sociales* (pp. 31-66). Lormont : Bord de l'eau.
- Grossetti, M. (2006). Trois échelles d'action et d'analyse. L'abstraction comme opérateur d'échelle. *L'Année sociologique*, 56 (2), 285-307.
- Guirardoni, J. (1981). *Des ordinateurs doués de raison. L'avenir du futur* [Film].
- Guo, S., Ding, L., Luo, H. & Jiang, X. (2015). A big-data-based platform of workers' behavior: observations from the field. *Accident Analysis & Prevention*, Available online 21 November 2015.
- Hacking, I. (1995). The looping effects of human kinds. Dans D. Sperber, D. Premack & A. Premack, *Causal cognition: a multidisciplinary debate* (pp. 351-383). New York: Oxford University Press.
- Hacking, I. (2008). *Entre science et réalité. La construction sociale de quoi ?* Paris : La Découverte.
- Haggerty, K. & Ericson, R. (2000). The surveillant assemblage. *The British Journal of Sociology*, 51 (4), 605-622.
- Hall, S. (1994). Codage/décodage. *Réseaux*, 12 (68), 27-39.
- Hansen, L. K. & Salamon, P. (1990). Neural network ensembles. *IEEE Transactions on PAMI*, 12 (10), 993-1001.
- Hao, J., Zhu, J. & Zhong, R. (2015). The rise of big data on urban studies and planning practices in china: review and open research issues. *Journal of Urban Management*, 4 (2), 92-124.
- Harnad, S. (1990). The symbol grounding problem. *Physica D* 42, 335-346.
- Hashem, I., Chang, V., Anuar, N., Adewole, K., Yaqoob, I., Gani, A. *et al.* (2016). The role of big data in smart city. *International Journal of Information Management*, 36 (5), 748-758.
- Hatchuel, A. (1995). Les marchés à prescripteurs. Dans H. Verin & A. Jacob, *L'inscription sociale du marché* (pp. 205-225). Paris : L'Harmattan.

- Hatchuel, A. & Weill, B. (1992). *L'expert et le système, suivi de quatre histoires de systèmes-experts*. Paris : Economica.
- Haübl, G. & Murray, K. (2006). Double agents: assessing the role of electronic product recommendation systems. *MIT Sloan Management Review*, 47 (3), 8-12.
- Haübl, G. & Trifts, V. (2000). Consumer decision making in online shopping environments: the effects of interactive decision aids. *Marketing Science* (19), 4-21.
- Hauver, D. & French, J. (2001). Flycasting: using collaborative filtering to generate a playlist for online radio. *First International Conference on Web Delivering of Music*, 123-130.
- Hawes, N., Sloman, A., Wyatt, J., Zillich, M., Jacobsson, H., Kruijff, G.-J. *et al.* (2007). Towards an integrated robot with multiple cognitive functions. *Proceedings of the 22nd National Conference on Artificial intelligence*, 2, 1548-1553.
- Hayek, (von) F.A. (1948). *Individualism & economic order*. Chicago: University of Chicago Press.
- Hayek, (von) F.A. (1952). *The sensory order. An inquiry into the foundations of theoretical psychology*. London: Routledge and Kegan Paul.
- Hebb, D. (1949). *The organization of behavior: a neuropsychological theory*. New York: Wiley.
- Heijden, (van der) H. & Sorensen, L.S. (2002). *The mobile decision maker: mobile decision aids, task complexity, and decision effectiveness*. Denmark: Copenhagen Business School.
- Hennion, A. (2005). Pragmatics of taste. Dans M. Jacobs & N. Hanrahan, *The blackwell companion to the sociology of culture* (pp. 131-144). Oxford: Blackwell.
- Hennion, A. & Méadel, C. (2013). Les ouvriers du désir : du produit au consommateur, la médiation publicitaire. Dans M. Callon, M. Akrich, S. Dubuisson-Quellier, C. Granclément, A. Hennion, B. Latour *et al.*, *Sociologie des agencements marchands* (pp. 61-92). Paris : Presses des Mines.
- Heeren, A., Ceschi, G. & Philippot, P. (2012). Biais attentionnels et troubles émotionnels : de l'évaluation au changement clinique. *Revue Francophone de Clinique Comportementale et Cognitive*, 17 (3), 24-41.
- Higuera, (de la) C. (2005). A bibliographical study of grammatical inference. *Pattern Recognition*, 38 (9), 1332-1348.
- Hodges, A. (2014 [1983]). *Alan Turing : le génie qui a décrypté les codes secrets nazis et inventé l'ordinateur*. Neuilly-sur-Seine : Michel Lafont.
- Hodgson, G. (2010). Donald MacKenzie an engine not a camera: how financial models shape markets. Cambridge, MA, and London, MIT Press, 2006; Material markets: how economic agents are constructed. Oxford, Oxford University Press, 2009. *Socio-Economic Review*, 8, 399-410.
- Holland, J. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems*. Ann Arbor: UMP.
- Hopfield, J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 79 (8), 2554-2558.
- Hostler, R., Yoon, V. & Guimaraes, T. (2005). Assessing the impact of internet agent on end users' performance. *Decision Support Systems*, 41 (1), 313-325.

- Hotz, L., Felfernig, A., Günter, A. & Tiihonen, J. (2014). A short history of configuration technologies. Dans A. Felfernig, L. Hotz, C. Bagley & J. Tiihonen, *Knowledge-based configuration: from research to business cases* (pp. 9-20). New York: Morgan Kaufmann.
- Hughes, T. (1983). *Networks of power. Electrification in Western Society, 1880-1930*. Baltimore: The Johns Hopkins University Press.
- Hutchins, E. (1995). *Cognition in the wild*. Cambridge: MIT Press.
- Ilic, M., Leite, J. & Slota, M. (2008). Explicit dynamic user profiles for a collaborative filtering recommender system. *Advances in Artificial Intelligence*, 5290, 352-361.
- Ince, D.C. (1992). *Collected works of A.M. Turing. Vol. 1: mechanical intelligence*. New York: North-Holland.
- Jain, A.K. & Dubes, R.C. (1988). *Algorithms for clustering data*. Englewood Cliffs: Prentice-Hall.
- Jang, S. & Hart, P. (2015). Polarized frames on “climate change” and “global warming” across countries and states: evidence from Twitter big data. *Global Environmental Change*, 32, 11-17.
- Janssen, M. & Hoven, J. (. (2015). Big and Open Linked Data (BOLD) in government: a challenge to transparency and privacy? *Government Information Quarterly*, 32 (4), 363-368.
- Jeanneret, Y. (2013). Faire trace : un dispositif de présentation du social. *Intellectica*, 1 (59), 41-64.
- Jelinek, F. (1976). Continuous speech recognition by statistical methods. *Proceedings of the IEEE*, 64 (4), 532-556.
- Joule, R. & Beauvois, J.-L. (2002). *Petit traité de manipulation à l'usage des honnêtes gens*. Grenoble : Presses Universitaires de Grenoble.
- Just, M. & Carpenter, P. (1976). Eye fixations and cognitive processes. *Cognitive Psychology*, 8 (4), 441-480.
- Kaczynski, T. (1998). *La société industrielle et son avenir*. Paris: L'Encyclopédie des Nuisances.
- Kahneman, D. (1973). *Attention and effort*. Englewood Cliffs: PrenticeHall.
- Kahneman, D. & Frederick, S. (2002). Representativeness revisited: attribute substitution in intuitive judgment. Dans T. Gilovich, D. Griffin & D. Kahneman, *Heuristics and biases* (pp. 49-81). New York: Cambridge University Press.
- Karlin, D. (1971). *Futurs. Des robots, des machines et des hommes : la cybernétique* [Film].
- Katz, E. & Lazarsfeld, P. (1955). *Personal influence*. New York: The Free Press.
- Kaufman, H. (2011). *Carnets de sérendipité. Trouvez ce que vous ne cherchez pas ! La Grange Bluffy* : Éditions Kawa.
- Kaufmann, J.-C. (1996). *L'entretien compréhensif*. Paris : Nathan.
- Kaufmann, L. & Cordonnier, L. (2012). *Les sociologues ont-ils perdu l'esprit ? À la recherche des structures élémentaires de la vie sociale*. Consulté le Juillet 28, 2016, sur SociologieS : <https://sociologies.revues.org/3899>
- Kessous, E. (2012). *L'attention au monde. Sociologie des données personnelles à l'ère numérique*. Paris : Armand Colin.

- Kessous, E., Mallard, A. & Mounier, C. (2005). « À la découverte du client ». L'engagement marchand dans différents formats de la relation commerciale. *Économies et Sociétés*, 7 (11-12), 2067-2086.
- Kessous, E. & Mallard, A. (2014). *La fabrique de la vente : le travail commercial dans les télécommunications*. Paris : Presses des Mines.
- Kessous, E., Mellet, K. & Zouinar, M. (2010). L'économie de l'attention : entre protection des ressources cognitives et extraction de la valeur. *Sociologie du travail*, 52 (3), 359-373.
- Kessous, E. & Rey, B. (2009). Économie numérique et vie privée. *Hermès* (53), 49-54.
- Keucheyan, R. (2007). *Le constructivisme. Des origines à nos jours*. Paris : Hermann.
- Keynes, J. (1973). *The collected writing, VIII, a treatise on probability*. Londres: Macmillan.
- Kosslyn, S., Ball, T. & Reiser, B. (1978). Visual images preserve metric spatial information: evidence from studies of image scanning. *Journal of Experimental Psychology: Human, Perception and Performance* (4), 47-60.
- Kotras, B. (2015). Du bruit au signal. Agencements et savoirs locaux dans les tableaux de bord d'e-réputation. *Terrains & travaux*, 1 (26), 127-145.
- Koza, J. & Andre, D. (1999). *Genetic programming III: darwinian invention and problem solving*. Cambridge: MIT Press.
- Krige, J. (2006). Carrying American Ideas to the Unconverted: la tentative manquée du MIT d'exporter la recherche opérationnelle au sein de l'OTAN. *Sociologie du travail*, 48 (3), 390-411.
- Krishnan, A., Ramaswamy, S., Diana, F., Propper, J., Conzone, M., Lenzen, J. *et al.* (2013). *The emerging big returns on big data*. Tata Consultancy Services.
- Kubera, Y., Mathieu, P. & Picault, S. (2011). IODA: an interaction-oriented approach for multi-agent based simulations. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 23 (3), 303-343.
- Kubrick, S. (1968). *2001, l'Odyssée de l'espace* [Film].
- Kum, H.-C., Stewart, C.J., Rose, R. & Duncan, D. (2015). Using big data for evidence based governance in child welfare. *Children and Youth Services Review*, 58, 127-136.
- Kwon, O., Lee, N. & Shin, B. (2014). Data quality management, data usage experience and acquisition intention of big data analytics. *International Journal of Information Management*, 34 (3), 387-394.
- Laffargue, B. (2014). *Guide du big data. L'annuaire de référence à destination des utilisateurs*. Paris : Corp Events.
- Lahire, B. (2012). *Des effets délétères de la division scientifique du travail sur l'évolution de la sociologie*. Consulté le Janvier 01, 2016, sur SociologieS : <http://sociologies.revues.org/3799>
- Lahire, B. (1998). *L'homme pluriel. Les ressorts de l'action*. Paris : Nathan.
- Lai, M. (2015). *Giraffe: using deep reinforcement learning to play chess*. Imperial College London.
- Lai, M., Tsai, M.-J., Yang, F.-Y., Hsu, C.-Y., Liu, T., Lee, S. *et al.* (2013). A review of using eye-tracking technology in exploring learning from 2000 to 2012. *Educational Research Review* (10), 90-115.

- Laird, J., Newell, A. & Rosenbloom, P. (1987). SOAR: an architecture for general intelligence. *Artificial Intelligence*, 33 (1), 1-64.
- Lalanne, M. (2011). L'étiquetage du danger des produits domestiques : informer sans alarmer. *Sciences de la société* (80), 128-145.
- Lallement, M. (2015). *L'âge du faire. Hacking, travail, anarchie*. Paris : Seuil.
- Lallier, J. (1963). *Visa pour l'avenir. Des machines à penser ?* [Film].
- Landier, H. (1987). *L'entreprise polycellulaire : pour penser l'entreprise de demain*. Paris : Entreprise moderne d'édition.
- Langley, P. & Choi, D. (2006). A unified cognitive architecture for physical agents. *Proceedings of the 21st National Conference on Artificial intelligence*, 2, 1469-1474.
- Larnaudie, L. (2015). *Évaluation centrée utilisateurs de l'agent de recommandations marchandes personnalisées de la start-up Pig Data. Impact de l'agent sur l'utilisabilité des sites d'e-commerce*. Albi : Institut National Universitaire Champollion.
- Larson, D. & Chang, V. (2016). A review and future direction of agile, business intelligence, analytics and data science. *International Journal of Information Management*, 36 (5), 700-710.
- Latour, B. (1987a). *Science in action: how to follow scientists and engineers through society*. Cambridge: Harvard University Press.
- Latour, B. (1987b). Les « vues » de l'esprit. Une introduction à l'anthropologie des sciences et des techniques. *Réseaux*, 5 (27), 79-96.
- Latour, B. (1991). *Nous n'avons jamais été modernes. Essai d'anthropologie symétrique*. Paris : La Découverte.
- Latour, B. (1992). *Aramis ou l'amour des techniques*. Paris : La Découverte.
- Latour, B. (1993a). Portait de Gaston Lagaffe en philosophe des techniques. Dans B. Latour, *Petites leçons de sociologie des sciences et des techniques* (pp. 15-24). Paris : La Découverte.
- Latour, B. (1993b). Le « pédofil » de Boa-Vista : montage photo-philosophique. Dans B. Latour, *Petites leçons de sociologie des sciences et des techniques* (pp. 171-225). Paris : La Découverte.
- Latour, B. (1994). Une sociologie sans objet ? Remarques sur l'interobjectivité. *Sociologie du travail*, 36 (4), 587-607.
- Latour, B. (1995). Moderniser ou écologiser ? À la recherche de la « septième » cité. *Ecologie Politique* (13), 5-27.
- Latour, B. (2006). *Changer de société, refaire de la sociologie*. Paris : La Découverte.
- Latour, B. (2008). The powers of the facsimile: a Turing test on science and literature. Dans S. Burn & P. Demsey, *Intersections: essays on Richard Powers* (pp. 263-292). Champaign: Dalkey Archive Press.
- Latour, B., Jensen, P., Venturini, T., Grauwin, S. & Boullier, D. (2013). « Le tout est toujours plus petit que ses parties ». Une expérimentation numérique des monades de Gabriel Tarde. *Réseaux*, 31 (177), 199-233.
- Latour, B. & Lépinay, V. (2008). *L'économie, science des intérêts passionnés. Introduction à l'anthropologie économique de Gabriel Tarde*. Consulté le Février 14, 2016, sur

<http://www.bruno-latour.fr/>: <http://www.bruno-latour.fr/sites/default/files/100-TARDE-FR.pdf>

- Latzko-Toth, G. & Millerand, F. (2012). Sociologie des usages et Science & Technology Studies : un dialogue à poursuivre. Dans G. Vidal (Éd.), *La sociologie des usages : continuités et transformation* (pp. 119-150). London : Hermes Science Publications.
- Le Velly, R. (2007). Le problème du désencastrement. *Revue du MAUSS*, 1 (29), 241-256.
- Le Velly, R. (2008). *Karl Polanyi, la nouvelle sociologie économique et les forces du marché*. Consulté le Février 14, 2016, sur *Revue Interventions économiques* : <https://interventionseconomiques.revues.org/282>
- LeCun, Y. & Bengio, Y. (1995). Convolutional networks for images, speech, and time-series. Dans M. Arbib, *The handbook of brain theory and neural networks* (pp. 255–258). Cambridge: MIT Press.
- LeCun, Y., Boser, B., Denker, J., Henderson, D., Howard, R., Hubbard, H. *et al.* (1989). Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural Computation*, 1 (4), 541-551.
- Lee, D., Kim, M. & Lee, L. (2016). Adoption of green electricity policies: investigating the role of environmental attitudes via big data-driven search-queries. *Energy Policy*, 90, 187-201.
- Lefèvre, T., Chariot, P. & Chauvin, P. (2016). Multivariate methods for the analysis of complex and big data in forensic sciences. Application to age estimation in living persons. *Forensic Science International*, Available online 21 May 2016.
- Lenat, D. (1983). EURISKO: a program that learns new heuristics and domain concepts. The nature of heuristics III: program design and results. *Artificial Intelligence*, 21 (1-2), 61-98.
- Lenat, D. (1977). The ubiquity of discovery. *Artificial Intelligence*, 9 (3), 257-285.
- Li, L., Su, X., Wang, Y., Lin, Y., Li, Z. & Li, Y. (2015). Robust causal dependence mining in big data network and its application to traffic flow predictions. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 58, 292-307.
- Licoppe, C. (2001). Pratiques et trajectoires de la grande distribution dans le commerce alimentaire sur Internet. Vers un autre modèle de coordination pour le commerce électronique ? *Revue économique* (Numéro Hors Série), 191-211.
- Licoppe, C. (2008). Dans le « carré de l'activité » : perspectives internationales sur le travail et l'activité. *Sociologie du Travail*, 50 (3), 287-302.
- Licoppe, C. (2010). Présentation. Un tournant performatif ? Retour sur ce que « font » les mots et les choses. *Réseaux*, 5 (163), 9-10.
- Lieberman, H. (1995). Letizia: an agent that assists web browsing. *International Joint Conference On Artificial Intelligence*, 924-929.
- Linden, G., Smith, B. & York, J. (2003). Amazon.com recommendations item-to-item collaborative filtering. *IEEE Computer Society*, 76-80.
- Lindsay, R., Buchanan, B., Feigenbaum, E. & Lederberg, J. (1993). DENDRAL: a case study of the first expert system for scientific hypothesis formation. *Artificial Intelligence*, 61 (2), 209-261.

- MacKenzie, D. & Millo, Y. (2003). Constructing a market, performing theory: the historical sociology of a financial derivatives exchange. *American Journal of Sociology* (109), 107-145.
- Mäki, U. (2013). Performativity: saving Austin from MacKenzie. Dans V. Karakostas & D. Dieks, *EPSA11 perspectives and foundational problems in philosophy of science* (pp. 443-453). Dordrecht: Springer.
- Malinowski, B. (1922). *Argonauts of the Western Pacific*. London: Routledge & Sons.
- Mallard, A. (2009). *Tome 1 – Le cadrage cognitif et relationnel de l'échange marchand : analyse sociologique des formes de l'organisation commerciale*. Toulouse : Université de Toulouse Jean Jaurès.
- Mandeville, B. (1714). *The fable of the bees*. Londres: J. Tonson.
- Mansour, R. (2016). Understanding how big data leads to social networking vulnerability. *Computers in Human Behavior*, 57, 348-351.
- Mantelero, A. (2016). Personal data for decisional purposes in the age of analytics: from an individual to a collective dimension of data protection. *Computer Law & Security Review*, 32 (2), 238-255.
- Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C. et al. (2011). *Big data: the next frontier for innovation, competition and productivity*. New York: Mc Kinsey Global Institute.
- March, J. (1991a). Exploration and exploitation in organizational learning. *Organization Science*, 2 (1), 71-87.
- March, J. (1991b). *Décisions et organisations*. Paris : Éditions d'Organisation.
- Marchionini, G. (1995). *Information seeking in electronic environments*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Marcus, G. (1995). Ethnography in/of the world system: the emergence of multi-sited ethnography. *Annual Review of Anthropology*, 24, 95-117.
- Marcuse, H. ([1964] 1968). *L'homme unidimensionnel. Essai sur l'idéologie de la société industrielle avancée*. Paris : Minuit.
- Martin, E. (2015). *Les conséquences socio-spatiales de l'action publique patrimoniale. Le cas de la Cité épiscopale d'Albi inscrite sur la Liste du Patrimoine mondial de l'UNESCO*. Albi : Institut National Universitaire Jean-François Champollion.
- Mashey, J. (1998). *Big data... And the next wave of infrastress*. Consulté le Février 27, 2016, sur Usenix: https://www.usenix.org/legacy/event/usenix99/invited_talks/mashey.pdf
- Mauss, M. ([1925] 2007). *Essai sur le don. Forme et raison de l'échange dans les sociétés archaïques*. Paris : Presses Universitaires de France.
- McCarty, L. (1977). Reflections on TAXMAN: an experiment in artificial intelligence and legal reasoning. *Harvard Law Review*, 837-893.
- McCulloch, W. & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5 (4), 115-133.
- McFall, L. (2009). Devices and desires: how useful is the 'new' new economic sociology for understanding market attachment? *Sociology Compass*, 3 (2), 267-282.
- Mead, G. (1934). *Mind, self, and society*. Chicago: University of Chicago Press.

- Memmi, D. (1990). Connexionnisme, intelligence artificielle et modélisation cognitive. *Intellectica*, 9-10, 41-79.
- Menger, P.-M. (2014). *The economics of creativity. Art and achievement under uncertainty*. Harvard: Harvard University Press.
- Menger, P.-M. & Paye, S. (2016). *Big data et traçabilité numérique. Les sciences sociales face à la quantification massive des individus*. Paris : Collège de France.
- Merton, R. & Barber, G. (2004). *The travels and adventures of serendipity: a study in sociological semantics and the sociology of science*. Princeton: Princeton University Press.
- Miller, D. (2002). Turning Callon the right way up. *Economy and Society*, 32 (2), 218-233.
- Miller, D. (2005). Reply to Michel Callon. *Economic Sociology European Electronic*, 6 (3), 3-13.
- Minsky, M. (1961). Steps toward artificial intelligence. *Proceedings of the IRE*, 49 (1), 8-30.
- Minsky, M. & Papert, S. (1969). *Perceptrons*. Cambridge: MIT Press.
- Mirowski, P. & Nik-Khah, E. (2007). Markets made flesh: performativity, and a problem in science studies, augmentation with consideration of the FCC auctions. Dans D. MacKenzie, F. Muniesa & L. Siu, *Do economists make markets?* (pp. 190-224). Princeton: Princeton University Press.
- Mitchell, T. (1997). *Machine learning*. New York: McGraw Hill.
- Monnet, É. & Navarro, P. (2009). Les institutions sont-elles dans la tête ? Entretien avec John Searle. *Tracés* (17), 243-258.
- Montesquieu. (1993 [1748]). *De l'esprit des lois. Tome 1*. Paris : Flammarion.
- Moore, R. & Punj, G. (2001). An investigation of agent assisted consumer information search: are consumers better off? *Advances in Consumer Research*, 28 (1), 1-128.
- Moreuil, F. (1972). *Les machines et les hommes. L'intelligence artificielle : un certain regard* [Film].
- Morris, C. (1938). *Foundations of the theory of the signs*. Chicago: University of Chicago.
- Mothe, C. & Brion, S. (2008). Innovation : exploiter ou explorer ? *Revue française de gestion*, 7 (187), 101-108.
- Moulier-Boutang, Y. (2007). *Le capitalisme cognitif : la nouvelle grande transformation*. Paris : Amsterdam.
- Müller, J. & Pischel, M. (1993). *The agent architecture InteRRaP: concept and application*. German Research Center for Artificial Intelligence.
- Muniesa, F. (2003). *Des marchés comme algorithmes : sociologie de la cotation électronique à la Bourse de Paris*. Paris : École Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- Muniesa, F. (2014). *The provoked economy: economic reality and the performative turn*. London and New York: Routledge.
- Muniesa, F. & Callon, M. (2008). *La performativité des sciences économiques*. Consulté le Février 14, 2016, sur <https://hal.archives-ouvertes.fr/>: <https://hal.archives-ouvertes.fr/halshs-00258130/document>
- Naim, P., Willemin, P.-H., Leray, P., Pourret, O. & Becker, A. (2007). *Réseaux bayésiens*. Eyrolles : Paris.

- Naville, P. (1961). *L'automation et le travail humain. Rapport d'enquête (France 1957-1959)*. Paris : Éditions du CNRS.
- Neumann, (von) J. (1958). *The computer and the brain*. London: YUP.
- Newell, A. (1980). Physical symbol systems. *Cognitive Science*, 4 (2), 135-183.
- Newell, A. & Simon, H. (1972). *Human problem solving*. Englewood Cliffs: Prentice-Hall.
- Noduls (2015). *FaceReader methodology*. Noduls White Paper.
- Numenta (2011). *Hierarchical Temporal Memory including HTM cortical learning algorithms*. Numenta White Paper.
- Numenta (2014). *The path to machine intelligence*. Numenta White Paper.
- Numenta (2015). *The science of anomaly detection. How HTM enables anomaly detection in streaming data*. Numenta White Paper.
- O'Neil, C. & Schutt, R. (2013). *Doing data science. Straight talk from the frontline*. Sebastopol: O'Reilly.
- O'Brien, D. (2016). Using small data to interpret big data: 311 reports as individual contributions to informal social control in urban neighborhoods. *Social Science Research*, Available online 6 April 2016.
- Ochi, P., Rao, S., Takayama, L. & Nass, C. (2010). Predictors of user perceptions of web recommender systems: how the basis for generating experience and search product recommendations affects user responses. *International Journal of Human-Computer Studies*, 68, 472-482.
- Oksanen, J., Bergman, C., Sainio, J. & Westerholm, J. (2015). Methods for deriving and calibrating privacy-preserving heat maps from mobile sports tracking application data. *Journal of Transport Geography*, 48, 135-144.
- Ollion, E. & Boelaert, J. (2015). *Au-delà des big data*. Consulté le Janvier 6, 2016, sur Sociologie : <http://sociologie.revues.org/2613>
- Olmo, (del) F.H. & Gaudioso, E. (2008). Evaluation of recommender systems: a new approach. *Expert Systems with Applications*, 35, 790-804.
- Olson, E. & Widing, R. (2002). Are interactive decision aids better than passive decision aids? A comparison with implications for information providers on the internet. *Journal of Interactive Marketing*, 16 (2), 22-33.
- Owens, J., Chaparro, B. & Palmer, E. (2011). Text advertising blindness: the new banner blindness? *Journal of Usability Studies* (6), 172-197.
- Özköse, H., Ari, E. & Gencer, C. (2015). Yesterday, today and tomorrow of big data. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 195, 1042-1050.
- Pagendarm, M. & Schaumburg, H. (2006). Why are users banner-blind? The impact of navigation style on the perception of web banners. *Journal of Digital Information* (2), 125-128.
- Papert, S. (1988). One AI or many ? *Daedalus*, 117 (1), 1-14.
- Parasie, S. & Dagiral, E. (2016). La « science des données » à la conquête des mondes sociaux : ce que le « big data » doit aux épistémologies locales. Dans P.-M. Menger & S. Paye, *Big data et traçabilité numérique. Les sciences sociales face à la quantification massive des individus*. Paris : Collège de France.

- Pariser, E. (2011). *The filter bubble: what the internet is hiding from you*. New York: Penguin Press.
- Park, H. & Leydesdorff, L. (2013). Decomposing social and semantic networks in emerging “big data” research. *Journal of Informetrics*, 7 (3), 756-765.
- Park, R. (1915). The city: Suggestions for the investigation of human behavior in the city environment. *American Journal of Sociology*, 20 (5), 577-612.
- Pasqualotti, L. & Baccino, T. (2014). Online advertisement: how are visual strategies affected by the distance and the animation of banners? *Frontiers in psychology*, 5.
- Pearl, J. (1988). *Probabilistic reasoning in intelligent systems*. San Fransisco: Morgan-Kaufmann.
- Pedersen, P. (2000). Behavioral effects of using software agents for product and merchant brokering: an experimental study of consumer decision making. *International Journal of Electronic Commerce*, 5 (1), 125-141.
- Pélessier, A. & Tête, A. (1995). *Sciences cognitives textes fondateurs (1943-1950)*. Paris: PUF.
- Pentland, A. (2014). *Social physics: how good ideas spread. The lessons from a new science*. New York: Penguin Press.
- Pereira, R. (2001). Influence of query-based decision aids on consumer decision making in electronic commerce. *Information Resources Management Journal*, 14 (1), 31-48.
- Perriault, J. (2000). Effet diligence, effet serendip et autres défis pour les sciences de l’information. *Colloque international « Les pratiques collectives distribuées sur Internet »*.
- Perrons, R. & Jensen, J. (2015). Data as an asset: what the oil and gas sector can learn from other industries about “big data”. *Energy Policy*, 81, 117-121.
- Piaget, J. (1975). *L’équilibration des structures cognitives*. Paris : PUF.
- Piatetsky-Shapiro, G. (1991). *Knowledge discovery in database*. Cambridge: MIT Press.
- Pickering, A. (1993). The mangle of practice: agency and emergence in the sociology of science. *American Journal of Sociology*, 99 (3), 559-589.
- Pierson, P. (1994). *Dismantling the welfare state ? Reagan, Thatcher, and the politics of retrenchment*. New York: Cambridge University Press.
- Piette, A. (2013). Au coeur de l’activité, au plus près de la présence. *Réseaux*, 6 (182), 57-88.
- Pirolli, P. & Card, S. (1999). Information foraging. *Psychological Review*, 106 (4), 643-675.
- Pitrat, J. (2011). Raisonement de l’homme et raisonement de la machine. Dans C. Garbay & D. Kayser, *Informatique et sciences cognitives. Influences ou confluence ?* (pp. 11-46). Paris : Maison des sciences de l’homme.
- Pitt, L. (1989). Inductive inference, DFA’s and computational complexity. *AII 89 Proceedings of the International Workshop on Analogical and Inductive Inference*, 18-44.
- Plotkin, G. (1971). *Automatic methods of inductive inference*. Edinburgh: University of Edinburgh.
- Poirer, D., Fessant, F. & Tellier, I. (2010). De la classification d’opinions à la recommandation : l’apport des textes communautaires. *TAL*, 51 (3), 19-46.

- Polanyi, K. ([1944] 1983). *La grande transformation. Aux origines politiques et économiques de notre temps*. Paris : Gallimard.
- Popper, K. (1972[1991]). *La connaissance objective*. Paris : Aubier.
- Popper, K. (1973). *La logique de la découverte scientifique*. Paris : Payot.
- Premack, D. & Woodruff, G. (1978). Does the chimpanzee have a theory of mind ? *Behavioral and Brain Sciences* (4), 515-526.
- Pu, P. & Chen, L. (2010). A user-centric evaluation framework of recommender systems. *RecSys 2010 Workshop on User-Centric Evaluation of Recommender Systems and Their Interfaces (UCERSTI)*.
- Putman, L. & Nicotera, A. (2009). *The communicative constitution of organization: centering organizational communication*. New York: Routledge.
- Quéré, L. (1990). La pertinence. Communication et cognition de Dan Sperber et Deirdre Wilson. *Réseaux*, 8 (42), 110-111.
- Quéré, L. (1991). D'un modèle épistémologique de la communication à un modèle praxéologique. *Réseaux*, 9 (46), 69-90.
- Quinlan, J. (1990). Learning logical definitions from relations. *Machine Learning* (5), 239-266.
- Rabeharisoa, V. & Callon, M. (2013). L'économie des qualités. Dans M. Callon, M. Akrich, S. Dubuisson-Quellier, C. Granclément, A. Hennion, B. Latour *et al.*, *Sociologie des agencements marchands* (pp. 43-170). Paris : Presses des Mines.
- Rabiner, L. (1989). A tutorial of hidden Markov models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the IEEE*, 77 (2), 257-286.
- Radcliffe-Brown, A. (1952). *Structure and function in primitive society: essays and addresses*. Glencoe: The Free Press.
- Reboul, A. & Moeschler, J. (1998). *La pragmatique aujourd'hui. Une nouvelle science de la communication*. Paris : Seuil.
- Récanati, F. (1981). *Les énoncés performatifs*. Paris : Minuit.
- Reynaud, Q. (2014). *Une architecture hybride et flexible en environnement urbain : problématiques de la composition de comportements et de l'anticipation*. Paris : Université Pierre et Marie Curie.
- Rich, E. (1979). User modeling via stereotypes. *Cognitive Science*, 3 (4), 329-354.
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, 65 (6), 386-408.
- Rouet, J.-F. & Tricot, A. (1996). Task and activity models in hypertext usage. *Advances in Discourse Processes*, 58, 239-264.
- Rouvroy, A. & Berns, T. (2013). Gouvernamentalité algorithmique et perspectives d'émancipation. Le disparate comme condition d'individuation par la relation ? *Réseaux*, 1 (177), 163-196.
- Royer, J. (1961a). *Page des sciences. Albert Ducrocq : la cybernétique, 1ère partie* [Film].
- Royer, J. (1961b). *Page des sciences. Albert Ducrocq : la cybernétique, 2ème partie* [Film].

- Rumelhart, D., Hinton, G. & Williams, R. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323, 533-536.
- Russell, B. (1956). *Logic and knowledge: essays 1901-1950*. London: George Allen & Unwin.
- Saari, T., Ravaja, N., Laarni, J. & Turpeinen, M. (2005). Towards emotionally adapted games based on user controlled emotion knobs. *DiGRA International Conference*, 3.
- Sadin, E. (2015). *La vie des algorithmes. Critique de la raison numérique*. Paris : L'Échappée.
- Sahlins, M. (1974). *Stone age economics*. London: Tavistock Publications.
- Samuel, A.L. (1959). Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3 (3), 210-229.
- Schapire, R. (1990). The strength of weak learnability. *Machine Learning*, 5 (2), 197-227.
- Schatzki, T.R., Knorr-Cetina, K. & Von Savigny, E. (2001). *The practice turn in contemporary theory*. London: Routledge.
- Schmidt, B. (2005). Human factors in complex systems: the modelling of human behaviour. *Proceedings 19th European Conference on Modelling and Simulation*, 5-14.
- Schnase, J., Duffy, D., Tamkin, G., Nadeau, D., Thompson, J., Grieg, C. *et al.* (2014). MERRA analytic services: meeting the big data challenges of climate science through cloud-enabled climate Analytics-as-a-Service. *Computers, Environment and Urban Systems*, Available online 31 January 2014.
- Searle, J. (1979). *Expression and meaning*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Searle, J. (1980). Minds, brains, and programs. *Behavioral and Brain Sciences*, 3 (3), 417-457.
- Searle, J. (1969). *Speech acts*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Séguy, L. (2014). *De la nutrition à l'étiquetage nutritionnel : une histoire de la domestication marchande et politique des nutriments*. Toulouse : Université de Toulouse Jean Jaurès.
- Sharit, J., Hernandez, M., Czaja, S. & Pirolli, P. (2008). Investigating the roles of knowledge and cognitive abilities in older adult information seeking on the web. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 15 (1), 3-28.
- Shawe-Taylor, J. & Cristianini, N. (2004). *Kernel methods for pattern analysis*. Cambridge: CUP.
- Shelley, M. ([1818] 2009). *Frankenstein ou le Prométhée moderne*. Paris : Le Livre de Poche.
- Sheth, B. & Maes, P. (1993). Evolving agents for personalized information. *Ninth Conference on Artificial Intelligence for Applications*, 345-352.
- Shi, Q. & Abdel-Aty, M. (2015). Big data applications in real-time traffic operation and safety monitoring and improvement on urban expressways. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 58, 380-394.
- Shin, D.-H. (2015). Demystifying big data: anatomy of big data developmental process. *Telecommunications Policy*, Available online 23 May 2015.
- Shneiderman, B. (1997). Designing information-abundant web sites: issues and recommendations. *International Journal of Human-Computer Studies*, 47 (1), 5-30.

- Silver, D., Huang, A., Maddison, C., Guez, A., Sifre, L., Driessche, G. *et al.* (2016). Mastering the game of go with deep neural networks and tree search. *Nature* (529), 484-489.
- Simola, J., Kuisma, J., Öörni, A., Uusitalo, L. & Hyönä, J. (2011). The impact of salient advertisements on reading and attention on web pages. *Journal of Experimental Psychology: Applied* (17), 174-190.
- Simon, H.A. (1991 [1969]). *Sciences des systèmes, sciences de l'artificiel*. Paris : Dunod.
- Simon, H.A. (1992). De la rationalité substantive à la rationalité procédurale. *Les Introuvables en langue française de H.A. Simon, Document n° 5*, 1-14.
- Skinner, B.F. (1971). *L'analyse expérimentale du comportement. Un essai théorique*. Bruxelles : Dessart et Mardaga.
- Slakta, D. (1974). Essai pour Austin. *Langue française* (21), 90-105.
- Slooman, S. (1996). The empirical case for two systems of reasoning. *Psychological Bulletin* (119), 3-22.
- Smith, A. (1759). *The theory of moral sentiments*. Londres: A. Millard.
- Smith, B. (1999). L'esprit connexionniste : une étude de la psychologie de Hayek. *Intellectica*, 28 (1), 93-114.
- Smolensky, P. (1987). *On variable binding and the representation of symbolic structures in connectionist systems*. Computer Science Department of the University of Colorado.
- Smolensky, P. (1988). On the proper treatment of connectionism. *Behavioral and Brain Sciences*, 11 (1), 1-23.
- Smolensky, P., Legendre, G. & Miyata, Y. (1992). *Principles for an integrated connectionist/symbolic theory of higher cognition*. Computer Science Department of the University of Colorado.
- Sperber, D. (1996). *La contagion des idées. Théorie naturaliste de la culture*. Paris : Odile Jacob.
- Sperber, D. (2000). La communication et le sens. Dans Y. Michaud, *Qu'est-ce que l'humain ? Université de tous les savoirs, volume 2* (pp. 119-128). Paris : Odile Jacob.
- Sperber, D. (2007). *Rudiments d'un programme naturaliste*. Consulté le Février 14, 2016, sur <http://www.dan.sperber.fr/>: <http://www.dan.sperber.fr/wp-content/uploads/2009/10/RudimentsNaturalistes.pdf>
- Sperber, D., Coubray, A. & Schmitt, Y. (2011). *Entretien avec Dan Sperber*. Consulté le Février 14, 2016, sur Théorèmes : <https://theoremes.revues.org/153>
- Sperber, D. & Wilson, D. (1989). *La pertinence. Communication et cognition*. Paris : Minuit.
- Star, S. & Griesemer, J. (1989). Institutional ecology, 'translations', and boundary objects: amateurs and professionals on Berkeley's museum of vertebrate zoologie. *Social Studies of Science*, 19 (3), 387-420.
- Stark, D. (2011). *The sense of dissonance: accounts of worth in economic life*. Princeton: Princeton University Press.
- St-Aubin, P., Saunier, N. & Miranda-Moreno, L. (2015). Large-scale automated proactive road safety analysis using video data. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 58, 363-379.

- Steiner, P. (2013). La grande performance. *Colloque de l'Association Française de Sociologie*, (pp. 1-34). Nantes.
- Stenfors, I., Morén, J. & Balkenius, C. (2003). Behavioural strategies in web interaction: a view from eye-movement research. Dans J. Hyönä & H. Deubel, *The mind's eye: cognitive and applied aspects of eye movement research* (pp. 633-644). Amsterdam: Elsevier Science.
- Stiegler, B., Giffard, A. & Fauré, C. (2009). *Pour en finir avec la décroissance. Quelques réflexions d'Ars industrialis*. Paris : Flammarion.
- Strahm, M., Kicka, M. & Baccino, T. (2008). Les méthodes on-line 2 : mouvements oculaires. Dans A. Chevalier & A. Tricot, *Ergonomie des documents électroniques* (pp. 271-288). Paris : Presses Universitaires de France.
- Strong, E. (1925). Theories of selling. *Journal of Applied Psychology* (9), 75-86.
- Suchman, L. (1987). *Plans and situated actions: the problem of human/machine communication*. Cambridge: CUB.
- Sutton, R. S. & Barto, A. G. (1998). *Reinforcement learning: an introduction*. Cambridge: MIT Press.
- Swaminathan, V. (2003). The impact of recommendation agents on consumer evaluation and choice: the moderating role of category risk, product complexity, and consumer knowledge. *Journal of Consumer Psychology*, 13 (1-2), 93-101.
- Sweller, J. (1988). Cognitive load during problem solving: effects on learning. *Cognitive Science* (12), 257-285.
- Tao, S., Corcoran, J., Mateo-Babiano, I. & Rohde, D. (2014). Exploring bus rapid transit passenger travel behaviour using big data. *Applied Geography*, 53, 90-104.
- Tarde, G. ([1895] 1999). *Monadologie et sociologie*. Paris : Les Empêcheurs de penser en rond.
- Tarde, G. ([1895] 2001). *Les lois de l'imitation*. Laval : Édition électronique.
- Taylor, J. (1993). *Rethinking the theory of organizational communication: how to read an organization*. Norwood: Ablex.
- Terressac, (de) G. (2002). *Le travail : une aventure collective*. Toulouse : Octarès.
- Terressac, (de) G. & Chabaud, C. (1990). Référentiel opératif commun et fiabilité. Dans J. Leplat & G. (de) Terressac (Éds), *Les facteurs humains de la fiabilité dans les systèmes complexes* (pp. 111-139). Paris : Octarès.
- Thaler, R. & Sunstein, C. (2008). *Nudge. improving decisions about health, wealth, and happiness*. New Haven: Yale University Press.
- Theeuwes, J. & Burger, R. (1998). Attentional control during visual search: the effect of irrelevant singletons. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 24 (5), 1342-1353.
- Thévenot, L. (2006). *L'action au pluriel. Sociologie des régimes d'engagement*. Paris : La Découverte.
- Tiffon, G. (2013). *La mise au travail des clients*. Paris : Economica.

- Tiffon, G. (2016). La contribution des internautes aux big data : un travail ? Dans P.-M. Menger & S. Paye, *Big data et traçabilité numérique. Les sciences sociales face à la quantification massive des individus*. Paris : Collège de France.
- Tole, J., Stephens, A., Harris, R. & Ephrath, A. (1982). Visual scanning behavior and mental workload in aircraft pilots. *Aviation, Space, and Environmental Medicine* (53), 54-61.
- Toole, J., Colak, S., Sturt, B., Alexander, L., Evsukoff, A. & González, M. (2015). The path most traveled: travel demand estimation using big data resources. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 58, 162-177.
- Tricot, A. (2006). Quelques préalables à un modèle cognitif de la recherche d'information et de l'apprentissage avec documents électroniques. Dans A. Piolat, *Lire, écrire, communiquer, apprendre avec Internet* (pp. 441-462). Marseille : Solal.
- Tricot, A., Plécat-Soutjis, F., Camps, J.-F., Amiel, A., Lutz, G. & Morcillo, A. (2003). Utilité, utilisabilité, acceptabilité : interpréter les relations entre trois dimensions de l'évaluation des EIAH. *Environnements informatiques pour l'apprentissage humain* (pp. 391-402). Strasbourg : Atief Inrp.
- Tristan, C. & Abdallah, S. (2009). Utilisation de la recherche arborescente Monte-Carlo au Hex. *Revue d'intelligence artificielle RSTI série RIA* (23), 183-202.
- Trompette, P. (2005). Une économie de la captation : les dynamiques concurrentielles au sein du secteur funéraire. *Revue Française de Sociologie*, 46 (2), 233-264.
- Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 49, 433-460.
- Tversky, A. & Kahneman, D. (1972). Subjective probability: a judgment of representativeness. *Cognitive Psychology* (3), 430-454.
- Tversky, A. & Kahneman, D. (1973). Availability: a heuristic for judging frequency and probability. *Cognitive Psychology* (4), 207-232.
- Varela, F. (1988). *Cognitive science: a cartography of current ideas*. Cambridge: MIT Press.
- Vayre, J.-S. (2013). Le big data et la relation client. Quand les traces numériques organisent l'échange marchand. *12ème Journées Normandes de Recherche sur la Consommation « Société et consommation »*. Mont-Saint-Aignan : Institut d'Administration des Entreprises de Caen.
- Vayre, J.-S. (2014). Comment coproduisons-nous notre environnement numérique marchand ? *colloque scientifique international Ludovia : « Les objets numérique création et consommation »* (pp. 1-21). Ax-les-Thermes : Ludovia.
- Vayre, J.-S. (2015a). Les tableaux de bord sur données massives, pour un nouveau management de l'innovation ? *Innovations*, 2 (47), 101-121.
- Vayre, J.-S. (2015b). Recherche et découverte d'information dans les environnements « big data ». Une étude exploratoire et qualitative. *Ingénierie des Systèmes d'Information*, 20 (6), 99-120.
- Vijayarathy, L. & Jones, J. (2001). Do internet shopping aids make a difference? An empirical investigation. *Electronic Markets*, 11 (1), 75-83.
- Vivian, P. (1990). Eye movements in visual search: cognitive, perceptual, and motor control aspects. *Reviews of coulometer research*, 4, 353-393.
- Vygotski, L. (1985). *Pensée et langage*. Paris : Éditions sociales.

- Walker, G. & Strathie, A. (2016). Big data and ergonomics methods: a new paradigm for tackling strategic transport safety risks. *Applied Ergonomics*, 53, 298-311.
- Walter, W.G. (1950). An imitation of life. *Scientific American*, 42-45.
- Warnock, G. (1973). Some types of performative utterances. Dans I. Berlin *et al.*, *Essays on J.L. Austin* (pp. 69-89). Oxford: Clarendon Press.
- Wassan, J. (2015). Discovering big data modelling for educational world. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 176, 642-649.
- Watson, J.B. (1924). *Behaviorism*. New York: W.W. Norton.
- Weber, M. ([1905] 1964). *L'éthique protestante et l'esprit du capitalisme*. Paris : Plon.
- Weber, M. ([1919] 1959). *Le savant et le politique*. Paris : Plon.
- Weil-Barais, A. (1993). *L'homme cognitif*. Paris : Presses Universitaires de France.
- Whelan, E., Teigland, R., Vaast, E. & Butler, B. (2016). Expanding the horizons of digital social networks: mixing big trace datasets with qualitative approaches. *Information and Organization*, 26 (1-2), 1-12.
- Whitehead, A. (1947). *Essays in science and philosophy*. New York: Philosophical Library.
- Widrow, B. & Hoff, M. (1960). Adaptive switching circuits. *IRE WESCON Convention record*, 4, 96-104.
- Wiener, N. (1948). *Cybernetics or control and communication in the animal and the machine*. Cambridge: MIT Press.
- Willems, B., Allen, R. & Stein, E. (1999). *Air traffic control specialist visual scanning II: task load, visual noise, and intrusions into controlled airspace*. Atlantic City: FAA William Hughes Technical Center.
- Winston, P. (1970). *Learning structural descriptions from examples*. Project MAC MIT.
- Wittgenstein, L. (1961). *Investigations philosophiques*. Paris : Gallimard.
- Yaqoob, I., Chang, V., Gani, A., Mokhtar, S., Hashem, I., Ahmed, E. *et al.* (2016). Information fusion in social big data: foundations, state-of-the-art, applications, challenges, and future research directions. *International Journal of Information Management*, Available online 5 May 2016.
- Yin, L., Cheng, Q., Wang, Z. & Shao, Z. (2015). “Big data” for pedestrian volume: exploring the use of Google street view images for pedestrian counts. *Applied Geography*, 63, 337-345.
- Yu, Y. & Wang, X. (2015). World cup 2014 in the Twitter world: a big data analysis of sentiments in U.S. sports fans' tweets. *Computers in Human Behavior*, 48, 392-400.
- Yu, Z., Haghghat, F. & Fung, B. (2015). Advances and challenges in building engineering and data mining applications for energy-efficient communities. *Sustainable Cities and Society*, Available online 19 December 2015.
- Zélem, M.-C. (2014). Smart meters et sobriété des usages de l'énergie. *Revue de l'énergie* (620), 322-329.
- Zelizer, V.A. (1978). Human values and the market: the case of life insurance and death in 19th century america. *American Journal of Sociology*, 84 (3), 591-610.
- Zelizer, V.A. (2001). Transactions intimes. *Genèses* (42), 121-144.

- Zelizer, V.A. (2005). *The purchase of intimacy*. Princeton: Princeton University Press.
- Zhang, L., Lan, C., Qi, F. & Wu, P. (2016). Development pattern, classification and evaluation of the tourism academic community in China in the last ten years: from the perspective of big data of articles of tourism academic journals. *Tourism Management*, Available online 18 April 2016.
- Zhang, L., Lin, J. & Karim, R. (2015). An angle-based subspace anomaly detection approach to high-dimensional data: with an application to industrial fault detection. *Reliability Engineering & System Safety*, 142, 482-497.
- Zhang, M. (2015). Internet use that reproduces educational inequalities: evidence from big data. *Computers & Education*, 86, 212-223.
- Zhou, Y., Zhang, Y., Ge, Y., Xue, Z., Fu, Y., Guo, D. *et al.* (2015). An efficient data processing framework for mining the massive trajectory of moving objects. *Computers, Environment and Urban Systems*, Available online 4 April 2015.
- Zoomers, A., Gekker, A. & Schäfer, M. (2016). Between two hypes: will “big data” help unravel blind spots in understanding the “global land rush?”. *Geoforum*, 69, 147-159.

Index des figures

Figure 1. Présentation des fichiers témoins activés lors d'une connexion au site <i>Cdiscount</i>	2
Figure 2. Nombre d'articles par an publiés sur le thème du big data par les revues de sciences sociales référencées par <i>ScienceDirect</i>	5
Figure 3. Nombre d'articles publiés sur le thème du big data par revue de sciences sociales référencée par <i>Science Direct</i>	6
Figure 4. Organisation de la thèse	22
Figure 5. Encastrement-insertion et encastrement-intrication.....	49
Figure 6. Extrait de l'album n°16 de « Gaston », <i>Lagaffe mérite des baffes</i> , par André Franquin.....	59
Figure 7. Évolution de l'intérêt pour la recherche « big data ».....	135
Figure 8. « Le déluge des données ».....	138
Figure 9. Moyennes des valeurs temporelles de parution des archives du <i>New York Times</i> par catégorie thématique.....	146
Figure 10. Méthode de présentation du compte rendu des archives du <i>New York Times</i>	159
Figure 11. Démocratisation des usages des TIC aux États-Unis.....	163
Figure 12. Le supercalculateur <i>Blue Gene</i>	171
Figure 13. Un des serveurs de stockage en réseau produit par <i>Logitec</i>	172
Figure 14. Un des centres de données que <i>Google</i> a construit en 2006 (<i>The Dalles</i>)	173
Figure 15. Exemple d'objets connectés miniatures développés par <i>Archos</i> dans la série <i>Smart Home</i>	182
Figure 16. Agent de recommandation d' <i>Amazon</i>	196
Figure 17. Le superordinateur <i>Watson</i> d' <i>IBM</i>	199
Figure 18. Les quatre générations de big data.....	200
Figure 19. Publicité pour <i>HANA</i> de <i>SAP</i>	204
Figure 20. Publicité d' <i>Octopeek</i>	205
Figure 21. Publicité de <i>QlikView</i>	208
Figure 22. Matrice de corrélation	209
Figure 23. Tableau de bord réalisé par <i>Tableau Software</i>	210

Figure 24. Publicité de <i>tinyclues</i>	212
Figure 25. Publicité de <i>Makazi</i>	213
Figure 26. Publicité de <i>Dataiku</i>	213
Figure 27. Publicité d' <i>AT Internet</i>	215
Figure 28. Le système d'information big data.....	220
Figure 29. Le processus de documentation big data	221
Figure 30. L'environnement de conception d'un agent de calcul	229
Figure 31. Extrait de <i>2001 l'Odyssée de l'espace</i>	231
Figure 32. Architecture von Neumann.....	253
Figure 33. Photographie de l' <i>IBM 701</i>	254
Figure 34. Réseau de neurones artificiels.....	255
Figure 35. L'esprit cognitiviste.....	261
Figure 36. Algorithme MinMax avec élagage alpha/bêta	263
Figure 37. L'esprit connexionniste	274
Figure 38. Perceptron simple.....	275
Figure 39. Fonction de séparation linéaire	276
Figure 40. Représentation de la fonction logique XOR.....	280
Figure 41. Structures de perceptron et fonctions de classification	281
Figure 42. Architecture de l'agent connexionniste <i>Giraffe</i>	284
Figure 43. Exemple 1 d'anomalie détectée par <i>Grok</i>	286
Figure 44. Exemple 2 d'anomalies détectées par <i>Grok</i>	287
Figure 45. Réseau de neurones convolutif	288
Figure 46. Exemples de légendes réalisées par <i>Neural Legend</i>	289
Figure 47. Exemple de cartographie de visage réalisée par <i>FaceReader</i>	306
Figure 48. Le processeur de traitement de situation	312
Figure 49. Évolution des agents de calcul.....	317
Figure 50. Évolution des modèles d'intelligence artificielle.....	319
Figure 51. Exemple de jeux-concours permettant de recueillir des données sociodémographiques	335
Figure 52. Exemple de données représentationnelles	339
Figure 53. Types de données d'apprentissage et niveaux d'observations.....	343
Figure 54. Représentation 2 de la situation d'apprentissage 1	350
Figure 55. Protocoles d'apprentissage par prédiction et identification.....	353
Figure 56. Risque réel et risque empirique.....	355
Figure 57. Sous-apprentissage et sur-apprentissage	356

Figure 58. Espace des versions.....	361
Figure 59. Apprentissage par inférence grammaticale.....	364
Figure 60. Apprentissage par évolution simulée	367
Figure 61. Apprentissage de modèle linéaire	369
Figure 62. Apprentissage de réseau bayésien.....	371
Figure 63. Apprentissage par inférence d'arbre	373
Figure 64. Méthode à noyau.....	375
Figure 65. Apprentissage de réflexes par renforcement	376
Figure 66. Carte auto-organisatrice de Kohonen.....	382
Figure 67. Classification fondée sur les distances	383
Figure 68. Classification hiérarchique ascendante	385
Figure 69. Les activités de conception d'un agent apprenant	446
Figure 70. L'environnement d'usages d'un agent de calcul	480
Figure 71. Extrait d' <i>Ex Machina</i>	483
Figure 72. Page d'accueil du site de <i>Data Crawler</i>	502
Figure 73. Exemple de page d'accueil.....	515
Figure 74. Exemple de liste de produits.....	516
Figure 75. Exemple de fiche d'un produit.....	517
Figure 76. Exemple de page panier	518
Figure 77. Scénarii types de navigation sans et avec agent de recommandation	520
Figure 78. Architecture cognitive de l'agent de recommandation de <i>Data Crawler</i>	533
Figure 79. Exemple de recommandations proposées par l'agent de <i>Data Crawler</i>	536
Figure 80. Parcours de navigation et mouvement oculaire	539
Figure 81. Présentation des <i>AOI</i> d'une fiche d'un produit.....	542
Figure 82. Présentation des fiches de produits exposées lors des expérimentations 1 et 2....	588
Figure 83. Le balancier de l'intelligence artificielle.....	637
Figure 84. Environnement relationnel d'un agent apprenant	639

Index des tableaux

Tableau 1. Les trois dimensions de la pertinence des dispositifs techniques.....	130
Tableau 2. Exemple de catégorisation de niveau 1 et de niveau 2	144
Tableau 3. Listes des 142 archives du <i>New York Times</i>	147
Tableau 4. Listes des ateliers et des conférences enregistrés/filmés lors du <i>salon Big Data</i> de 2014	155
Tableau 5. Listes des ateliers et des conférences enregistrés/filmés lors du <i>salon E-Marketing et Stratégie Client</i> de 2014.....	157
Tableau 6. Matériaux recueillis pour décrire l'évolution des agents de calcul	240
Tableau 7. Matériaux recueillis pour comprendre l'évolution des agents de calcul	241
Tableau 8. Les conférences de Macy de 1949 à 1953	247
Tableau 9. Matériaux recueillis pour décrire le fonctionnement des agents apprenants	331
Tableau 10. Représentation 1 de la situation d'apprentissage 1	349
Tableau 11. Représentation 1 de la situation d'apprentissage 2.....	351
Tableau 12. Représentation 1 de la situation d'apprentissage 3.....	352
Tableau 13. Les challenges de <i>datascience.net</i>	400
Tableau 14. Guide d'entretien sur les activités de conception des agents apprenants.....	402
Tableau 15. Récapitulatif de la pertinence des agents de calcul du point de vue de l'environnement de conception	475
Tableau 16. Exemple de matrice Informations (I)-Produits (P)	505
Tableau 17. Exemple de matrice Produits (P)-Utilisateurs (U).....	508
Tableau 18. Présentation des principales variables permettant de caractériser un évènement	522
Tableau 19. Exemple de matrice Informations-Produits fondée sur la rareté.....	527
Tableau 20. Dispositif d'enquête relatif à l'analyse du mouvement oculaire	540
Tableau 21. Variables descriptives, indépendantes et dépendantes mobilisées pour l'expérimentation 3.....	543
Tableau 22. Questionnaires d'évaluation des profils sociocognitifs des participants et d'acceptabilité de l'agent de <i>Data Crawler</i>	544

Tableau 23. Variables indépendantes, dépendantes et co-variable pour l'étude des parcours de navigation.....	546
Tableau 24. Durée de fixation moyenne par <i>AOI</i> (DFi).....	549
Tableau 25. Pourcentage de transition par <i>AOI</i> (PTi).....	550
Tableau 26. Durée moyenne de fixation de l' <i>AOI</i> recommandation (DFd) en fonction des variables individuelles 1	552
Tableau 27. Durée moyenne de fixation de l' <i>AOI</i> recommandation (DFd) en fonction des variables individuelles 2	554
Tableau 28. Évolution du nombre de clics recommandation (CR) en fonction du nombre de nœuds ouverts (T).....	557
Tableau 29. Évolution du nombre de page d'accueil (PA), de listes de produits (LP) et de fiches de produits (FP) en fonction du nombre de clics recommandation (CR).....	558
Tableau 30. Évolution de la durée de consultation des nœuds ouverts ($T_{(is)}$) en fonction du nombre de clics recommandation (CR)	560
Tableau 31. Évolution du nombre de pages ouvertes plus d'une fois (T+1), de catégories différentes observées (CD) et de clics panier (CP) en fonction du nombre de clics recommandation (CR)	563
Tableau 32. Évolution du nombre de clics recommandation (CR) en fonction du nombre de clics campagnes (CC)	565
Tableau 33. Évolution du nombre de clics recommandation (CR) en fonction du nombre de visites (V).....	566
Tableau 34. Scénario de l'expérimentation 1	589
Tableau 35. Scénario de l'expérimentation 2	591
Tableau 36. Indicateurs d'émotions, de mémorisation et de charge cognitive subjective pour les expérimentations 1 et 2.....	593
Tableau 37. Mesures de l'influence de la présence de l'agent de recommandation sur les moyennes de pourcentage de transition par <i>AOI</i> au cours des 10 premières <i>AOI</i> observées durant chaque balayage visuel pour l'expérimentation 1	596
Tableau 38. Mesures de redondance et de fréquence moyennes par <i>AOI</i> correspondant aux balayages visuels de la fiche du produit comportant l'agent de recommandation pour l'expérimentation 1	597
Tableau 39. Mesures de l'influence de la présence de l'agent de recommandation sur le nombre de fixations, la durée de fixation et la complexité du balayage visuel pour l'expérimentation 1	599
Tableau 40. Mesures de l'influence de la présence de l'agent de recommandation sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective pour l'expérimentation 1 ...	601
Tableau 41. Mesures de l'influence de la présence de l'agent de recommandation sur les moyennes de pourcentage de transition par <i>AOI</i> au cours des 20 premières <i>AOI</i> observées durant chaque balayage visuel pour l'expérimentation 2	603
Tableau 42. Mesures de redondance et de fréquence moyennes par <i>AOI</i> correspondant aux balayages visuels de la fiche du produit comportant l'agent de recommandation pour l'expérimentation 2.....	604

Tableau 43. Mesures de l'influence de la présence de l'agent de recommandation sur le nombre de fixations, la durée de fixation et la complexité du balayage visuel pour l'expérimentation 2.....	606
Tableau 44. Mesures de l'influence de la présence de l'agent de recommandation sur les émotions, la mémorisation et la charge cognitive subjective pour l'expérimentation 2 ...	608
Tableau 45. Comparaison des effets de la présence de l'agent de recommandation sur le nombre de fixations, la durée de fixation et la complexité du balayage visuel en fonction du contrôle cognitif impliqué dans la tâche (faible niveau de contrôle pour l'expérimentation 1 <i>versus</i> fort niveau de contrôle pour l'expérimentation 2).....	610
Tableau 46. Mesures d'acceptabilité de l'agent de <i>Data Crawler</i>	619
Tableau 47. Guide d'entretien sur les représentations d'usage de l'agent de <i>Data Crawler</i> .	620
Tableau 48. Verbalisations des avantages et des inconvénients de l'agent de <i>Data Crawler</i>	621