



HAL
open science

Big Data dans les entreprises : transformations organisationnelles, modèles d'usages et modèles d'affaires

Soumaya Bouafia-Djalab

► **To cite this version:**

Soumaya Bouafia-Djalab. Big Data dans les entreprises : transformations organisationnelles, modèles d'usages et modèles d'affaires. Economies et finances. Université de Pau et des Pays de l'Adour, 2019. Français. NNT : 2019PAUU2068 . tel-04322732

HAL Id: tel-04322732

<https://theses.hal.science/tel-04322732>

Submitted on 5 Dec 2023

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.



Université de Pau et des Pays de l'Adour

Ecole Doctorale Sciences Sociales et Humanités (ED481)

Centre de Recherche et d'Etudes en Gestion (EA4580)

Big Data dans les entreprises : Transformations organisationnelles, modèles d'usages et modèles d'affaires

Thèse pour l'obtention du titre de
Docteur en Sciences de Gestion

Soumaya BOUAFIA-DJALAB

Jury :

Rapporteurs

Gilles Paché, Professeur, Université Aix Marseille

Jean-François Lemoine, Professeur, Université Paris 1 Panthéon-Sorbonne

Suffragants

Valérie Fautrero, Maître de Conférences, Université Toulouse 2 Jean-Jaurès

Johannes Schaaper, Maître de Conférences, HDR, Université de Bordeaux

Codirecteurs de thèse

Christophe Bénavent, Professeur, Université Paris Nanterre

Jacques Jaussaud, Professeur, Université de Pau et des Pays de l'Adour

Citations

« *Qui ne doute pas acquiert peu* »

Léonard De Vinci (1452 - 1519)

« *The next information revolution is forcing us to redefine what business enterprise actually is— the creation of value and wealth* »

Peter F. Drucker (1909 – 2005) ; *The Next Information Revolution, Forbes, 1998, August*

Remerciements

Avant tout, je tiens à remercier mes co-directeurs de thèse, les Professeurs Christophe Bénavent et Jacques Jaussaud, de m'avoir fait confiance et m'avoir encadrée pour ce projet de recherche. Grâce à leurs précieux conseils, j'ai pu donner une direction à mes travaux, et avancer.

Je remercie les membres du jury, les Professeurs Gilles Paché, Jean-François Lemoine, rapporteurs, ainsi que Monsieur Johannes Schaaper, Maître de Conférences Habilité à Diriger des Recherches à l'Université de Bordeaux, et Madame Valérie Fautrero, Maître de Conférences à l'Université Toulouse Jean-Jaurès. Qu'ils soient remerciés d'avoir accepté de prendre de leur temps pour évaluer mon travail et participer à cette soutenance.

Je remercie l'Université de Pau et des Pays de l'Adour pour les moyens mis à ma disposition pour m'aider à mener mes recherches et préparer mes communications, ainsi que l'ensemble de l'équipe de l'école doctorale pour leur accompagnement.

Je tiens aussi à remercier mon mari pour avoir cru en moi et pour sa patience, ma famille et mes amis qui m'ont soutenue. Enfin je dédie cet humble travail à ma fille Jasmine.

Résumé :

Big Data, blockchain, objets connectés, intelligence artificielle,...des expressions associées aux nouvelles technologies de l'information et relayées jusqu'à l'arrivée de la prochaine innovation. Cependant elles ont toutes un point en commun, il s'agit de la donnée. Ces technologies accélèrent la production massive de données variées, et ouvrent l'accès à celles-ci, en temps réel. On parle alors des 3V du Big Data: Volume, Variété et Vitesse. Ces caractéristiques des données attirent l'intérêt de nombreux acteurs professionnels et académiques, elles posent également diverses questions sur leur appropriation et engendrent des transformations de différents niveaux. Notre travail de recherche traite de la question de la valorisation du Big Data par les entreprises. Nous avons tenté de comprendre comment les entreprises parviennent à créer de la valeur à partir des données du Big Data. Nous avons tenté d'identifier les différents business model spécifiques à l'exploitation de ces données massives, et étudié les transformations organisationnelles qui leur sont éventuellement attachées. Nous avons élaboré une typologie des business model du Big data en 9 types, regroupés finalement en 5 catégories.

Mots Clés : *Big Data, modèles d'affaires, modèles d'usage, typologie, transformation*

Abstract:

Big data, blockchain, connected objects, artificial intelligence, eca, all these terms refers to new information technologies and relayed until the arrival of the next innovation. However, they all have one thing in common: data. These technologies accelerate the mass production of various data, and open access to them in real time. We are talking about 3V Big Data: Volume, Variety and Velocity. These characteristics of data attract the interest of many professional and academic actors, they also pose various questions about their appropriation and generate transformations of different levels. Our present research work deals with the issue of the valuation of Big Data by companies. We have thus tried to understand how companies manage to create value from such massive data, and tried to identify the various business models specific to the exploitation of such data. We also have tried to specify the related organizational transformation. We provide a typology of Big data business models, comprising 9 types eventually distributed in 5 categories.

Key Words: *Big Data, business model, usage pattern, typology, transformation*

Table des matières

| | |
|---|----|
| Citations..... | 2 |
| Remerciements | 3 |
| Résumé : | 4 |
| Mots Clés : <i>Big Data, modèles d'affaires, modèles d'usage, typologie, transformation</i> | 4 |
| Abstract: | 5 |
| Key Words: <i>Big Data, business model, usage pattern, typology, transformation</i> | 5 |
| Table des matières | 6 |
| Liste des tableaux..... | 8 |
| Liste des figures :..... | 10 |
| Introduction générale..... | 12 |
| Première Partie : Contexte de la Recherche | 18 |
| Chapitre 1 : Transformation numérique de la société et nouveaux enjeux pour les entreprises | 19 |
| Section1 : Transformation digitale et nouveaux besoins de gestion | 20 |
| Section 2 : Le Concept du <i>Big Data</i> | 30 |
| Chapitre 2 : Théorie des <i>business model</i> mobilisée par la recherche | 39 |
| Section 1: Concept du <i>business/e-business model</i> | 40 |
| Origines du concept de <i>business model</i> | 40 |
| Définitions du concept de <i>Business Model</i> | 43 |
| Le modèle d'affaire « RCOV » selon Lecocq et al (2006) | 49 |
| Le <i>e-business model</i> | 56 |
| Classification des <i>e-business model</i> : | 59 |
| Section 2 : Les <i>business model</i> du <i>Big Data</i> dans la littérature : | 64 |
| Section 3: Typologie des modèles d'usage du <i>Big Data</i> selon Bénavent (2014) vs définition du <i>business model</i> proposée par Lecocq et al (2006) | 87 |

| | |
|---|------------|
| Deuxième Partie : Démarche empirique – proposition d'une typologie des modèles d'affaires du <i>Big Data</i>..... | 92 |
| Chapitre 3 : Méthodologie de recherche retenue | 93 |
| Section 1: Collecte et traitement des données | 99 |
| Section 2: Codage et construction de la base de données | 102 |
| Chapitre 4 : Analyse des résultats | 117 |
| Section 1 : Analyse de la pertinence de la typologie des modèles d'usage proposée..... | 117 |
| Discussion et conclusion de l'analyse des résultats du test de la pertinence de la typologie des modèles d'usage du <i>Big Data</i> : | 139 |
| Section 2 : Extension de la typologie des modèles d'usages du <i>Big Data</i> à une typologie des modèles d'affaires du <i>Big Data</i> | 141 |
| Conclusion sur ce deuxième temps d'analyse : tentative d'élaboration d'une typologie des <i>business model</i> du <i>Big Data</i> | 154 |
| Chapitre 5 : Approfondissement de l'analyse exploratoire par recours à l'analyse factorielle des correspondances multiples | 156 |
| Section 1 : La démarche utilisée..... | 156 |
| Section 2 : Production des cartes factorielles et classifications hiérarchiques..... | 160 |
| Conclusion du chapitre 5/Discussion des résultats et conclusion de l'analyse: | 178 |
| Conclusion générale de la thèse..... | 180 |
| Références bibliographiques:..... | 185 |
| ANNEXES:..... | 195 |
| Annexe 1: Communication présentée pour la 15ème journée du Marketing Digital..... | 195 |
| Annexe 2: Communication et publication COSSI..... | 218 |
| Annexe 3 Article publié dans Data et Management..... | 242 |
| Annexe 4 Tableau Disjonctif Complet | 255 |
| Annexe 5 Sorties de l'AFCM sous SPSS V 23..... | 256 |
| Annexe 6 Sorties des Classifications hiérarchiques sous SPSS V 23..... | 274 |

Liste des tableaux

| | |
|---|-----|
| Tableau 1 Comparaison du Big Data et de l'analytique classique (Davenport, 2014)..... | 35 |
| Tableau 2 Eléments de la composante Offre Produits et services du modèle RCOV (Demil et al, 2013, p.120) | 52 |
| Tableau 3 Exemples de modèles de revenus dans le modèle d'affaire RCOV (Demil et al, 2013; Warnier et al, 2016) | 55 |
| Tableau 4 Typologie des e-business web selon Tapscott et al, (1999)..... | 63 |
| Tableau 5 Typologie des modèles d'usage du Big Data proposée par Bénavent (2014) | 85 |
| Tableau 6 Les situations pertinentes pour les différentes méthodes de recherche | 96 |
| Tableau 7 Typologie des modèles d'usage du Big Data de Bénavent (2014) version simplifiée | 104 |
| Tableau 8 Précision sur la composante de la transformation organisationnelle requise dans la typologie des modèles d'usage du Big Data..... | 107 |
| Tableau 9 Typologie des modèles d'usage du Big Data avec précision des transformations organisationnelles requises | 109 |
| Tableau 10 Les variables et modalités utilisées pour le codage des projets Big Data dans la base de données..... | 112 |
| Tableau 11 Les variables de codification utilisées pour identifier les business model du Big Data | 113 |
| Tableau 12 Projets et entreprises Big Data classées selon les composantes du business model | 144 |
| Tableau 13 Catégories des business model du Big Data | 147 |
| Tableau 14 Variables élémentaires du tableau disjonctif complet..... | 157 |

| | |
|---|-----|
| Tableau 15 Les Chi Deux d'indépendances de l'ensemble variables du tableau disjonctif complet..... | 159 |
| Tableau 16 Variance expliquée par chacune des 4 premières dimensions | 161 |
| Tableau 17 Coordonnées des variables élémentaires sur les axes factoriels | 162 |
| Tableau 18 Coordonnées des points des catégories des variables du tableau disjonctif complet | 164 |
| Tableau 19 Coordonnées des variables élémentaires..... | 166 |
| Tableau 20 Coordonnées des projets sur la carte factorielle..... | 169 |
| Tableau 21 Caractéristiques des trois types fondamentaux des business model du Big Data | 174 |
| Tableau 22 business model élémentaires de la catégorie type de la connaissance | 175 |
| Tableau 23 business model élémentaires de la catégorie Data Driven Process..... | 176 |
| Tableau 24 business model élémentaires de la catégorie Plateformes | 177 |
| Tableau 25 Catégories types des business model identifiés par AFCM et par regroupements manuels | 178 |

Liste des figures :

| | |
|--|----|
| Figure 1 Drivers of the Four Key Themes of Digital Business Strategy (El Sawy et al, 2013) | 16 |
| Figure 2 Eléments caractéristiques du profil du <i>Data-scientist</i> (Davenport, 2014, p.92) | 36 |
| Figure 3 le concept de <i>business model</i> dans domaine du management (Zott et al, 2011) | 41 |
| Figure 4 Evolution de la recherche sur les <i>business model</i> (nombre d'articles par an) Massa et al. (2017) | 41 |
| Figure 5 Evolution du concept de business model (Gordijn et al, 2005)..... | 42 |
| Figure 6 Composantes du <i>business model</i> (Shafer et al., 2005) | 44 |
| Figure 7 Composantes du <i>business model</i> dans la littérature (Shafer et al., 2005) | 45 |
| Figure 8 Les composantes du business model RCOV (Demil et al, 2010)..... | 50 |
| Figure 9 Schéma d'un atelier de valeur selon Stabell et Fjeldstad, (1998) | 53 |
| Figure 10 Schéma d'un réseau de valeur selon Stabell et Fjeldstad (1998) | 54 |
| Figure 11 Canevas du <i>e-business model</i> (Osterwalder et Pigneur, 2002)..... | 58 |
| Figure 12: Typologie des business model du b-web de Tapscott et al. (1998) | 62 |
| Figure 13. <i>Business model canvas</i> selon Osterwalder et Pigneur (2010) | 70 |
| Figure 14 le modèle (framework) du <i>data driven business model</i> , Hartman et al. (2016) | 77 |
| Figure 15 la matrice des <i>Data Driven Business Model</i> (Hartmann et al, 2016) | 78 |
| Figure 16 Proposition de composantes d'un modèle d'affaire du Big Data selon Bénavent, (2014)et Lecocq et al, (2006)..... | 91 |
| Figure 17 Modèle de recherche suivi..... | 99 |

| | |
|---|-----|
| Figure 18 Classification des projets Big Data selon la typologie des modèles d'usages de Bénavent (2014)..... | 119 |
| Figure 19 Carte factorielle des variables élémentaires du Tableau Disjonctif Complet..... | 163 |
| Figure 20 Graphique des variables élémentaires sur les axes factoriels | 165 |
| Figure 21 Arbre hiérarchique des variables élémentaires | 167 |
| Figure 22 Projection des projets Big Data sur la carte factorielle | 170 |
| Figure 23 Arbre hiérarchique des projets Big Data | 171 |
| Figure 24 Carte graphique des projets Big Data regroupés par catégories | 172 |

Introduction générale

La nouvelle société digitale est caractérisée par un environnement numérique complexe, difficile à gérer : consommateurs imprévisibles, besoin de réponse en temps réel, législation stricte mais souvent inadaptée aux évolutions technologiques et organisationnelles, concurrence amplifiée... Ces changements structurels, technologiques, et relationnels impactent l'organisation des services marketing et les missions qui leur sont désormais dévolues (Cadenat *et al*, 2013).

Cette transformation numérique a changé les modèles relationnels des entreprises, les obligeant à adopter de nouvelles stratégies clients, et à revoir ainsi la définition de leurs modèles d'affaires. Il s'agit donc de revoir la logique des relations avec ses partenaires et ses clients, logique selon laquelle l'entreprise va s'efforcer de générer de la valeur.

Bughin *et al* (2010), dans un article de McKinsey, dégagent dix nouvelles tendances économiques liées aux technologies numériques, parmi lesquelles on retrouve l'innovation à travers les clients ou « la co-création distribuée », la croissance des usages des objets connectés, l'expérimentation du *Big Data*... L'illustration de ces tendances et leur impact économique sur les organisations se trouve dans différents secteurs d'activités. Par exemple l'utilisation des objets connectés par les compagnies d'assurance automobile a permis de définir de nouveaux modèles de prix. Les compagnies d'assurance en Europe et aux Etats-Unis ont établi de nouveaux modèles de prix à partir des données récoltées sur le comportement des conducteurs et non à partir des données démographiques classiques Bughin *et al* (2010).

Ces auteurs citent également l'exemple de réduction des coûts de la relation client dans le cadre de « la co-création » rendue possible par des solutions de technologies collaboratives et les réseaux sociaux. Par exemple, par l'utilisation des forums pour répondre aux questions des clients, Bughin *et al* (2010) expliquent que dans le cas où une communauté résout le problème d'un client, cela réduit de 10% les coûts de contact des centres d'appels traditionnels.

Parmi ces tendances du digital, Bughin, *et al* (2010) retiennent l'expérimentation du *Big Data* comme un élément clé de la transformation numérique des entreprises. Le *Big Data* fait référence aux nouvelles capacités d'analyser, en temps réel, d'importants volumes de données générées en continu par une multitude de terminaux mobiles (tablettes, Smartphones, objets connectés, etc.). Les coûts de stockage et d'analyse des données étant aujourd'hui très accessibles, les entreprises testent de nouveaux modèles de prise de décision, orientés par les données. Les GAFA¹ sont connus pour être les précurseurs dans cette pratique. Cette nouvelle tendance permet aux différents acteurs d'identifier rapidement les nouveaux besoins des clients, et d'adapter aussi rapidement leurs offres de produits et services.

En témoigne le cas de l'entreprise Capital One, du secteur de la banque, qui affine sa segmentation des clients détenteurs des cartes de crédits, et ajuste ainsi ses offres en fonction des risques relatifs à ces différents clients. On retrouve aussi les principaux acteurs du web tels qu'Amazon, Google et eBay. Ces derniers sont les premiers à avoir introduit de nouveaux modèles d'affaires basés sur ces technologies. Ils sont plus précisément les premiers à générer des revenus à partir des données saisies par les clients (Bughin *et al*, 2011). Les auteurs citent également l'exemple de Tesco dans la distribution. L'entreprise utilise le *Big Data* pour améliorer la définition des prix des produits, et les promotions, ainsi que son merchandising.

Le concept du *Big Data* est défini par l'annotation des « 4V ». Il s'agit « *des quantités gigantesques de données (Volume) qui sont publiées en continu (Vélocité), dans des formats structurés ou non, provenant de sources diverses (Variété) et dont la légitimité n'est pas toujours vérifiée (Véracité)* » (Bouteiller, 2013).

Cette inflation des données est produite par l'introduction de nouveaux terminaux mobiles performants (Tablettes, Smartphones, objets connectés...). Elle résulte aussi de la démocratisation des solutions informatiques telles que les capacités de stockage et les outils d'analyse des données. Aujourd'hui, si l'exploitation informatique de ces données

¹ Google Apple Facebook Amazon

est en grande partie maîtrisée, la question à résoudre est liée aux nouveaux enjeux *business* que peuvent générer ces données (Simmon, 2013).

Pour les années à venir, les entreprises qui sauront tirer meilleur parti du *Big Data*, à savoir extraire les bonnes informations au bon moment et en déduire les décisions les plus pertinentes, le tout dans des délais très courts, voire en temps réel, renforceront leur avantage concurrentiel. A ce sujet, de nombreuses questions sont posées, telles que les stratégies que ces entreprises doivent définir, ou encore le type d'organisation qu'elles doivent adopter (Brynjolfsson, 2012).

Pour les domaines de la gestion de la relation client et du marketing stratégique, le *Big Data* offre plus que jamais de larges possibilités de personnalisation des liens avec les consommateurs. Ce sont les caractéristiques nouvelles de ces données qui permettent de répondre avec précision aux besoins spécifiques des clients, et de déclencher les actions appropriées.

Sur le plan stratégique, l'exploitation des données du *Big Data* permet d'identifier de nouvelles sources de revenus à travers la détention d'une meilleure connaissance client et d'en créer un avantage concurrentiel. En d'autres termes elle permet de définir de nouveaux modèles d'affaires ou *business model* (De Montcheuil, 2013).

Le concept de *Business Model* s'est développé avec l'explosion de la bulle internet au début des années 2000. Très répandu depuis, il est souvent utilisé dans le cadre de la création de nouvelles entreprises, ou dans l'évolution des stratégies de certaines organisations. Même si le terme est très utilisé par les professionnels, nombreux parmi ces derniers sont dans l'incapacité de lui apporter une définition précise (Verstraete, 2012).

Le manque d'accord à cet égard est aussi constaté dans le domaine de la recherche. De nombreux travaux se sont penchés ces dernières années sur la définition du *business model*, la précision de son contenu, ainsi que ses usages (Surlément, 2012 ; Zott et al, 2011). De multiples publications proposent différents schémas du *business model*. Ces définitions sont variées et sont majoritairement associées à l'activité de *e-business*, ou spécifiques au champ de l'entreprenariat (Lecocq et al., 2006 ; El Sawy, 2013). Néanmoins il existe un

point commun entre ces dernières : il s'agit de la création de valeur (Verstraete *et al.*, 2012).

Les différents auteurs attribuent la définition suivante au concept de *business model* : La combinaison de plusieurs éléments de l'activité de l'organisation agencés afin de créer de la valeur pour l'entreprise et ses clients (Johnson *et al.*, 2008 ; Osterwalder *et al.*, 2010 ; Teece, 2010 ; Demil et Lecocq, 2010 ; Sorescu *et al.*, 2011).

Parmi ces définitions, on peut en citer quelques unes orientées sur la création de valeur :

« *Le business Model correspond aux choix qu'une entreprise effectue pour générer des revenus* » (Lecocq *et al.*, 2006).

« *Le business model est une convention relative à la génération de la valeur, à la rémunération de celle-ci, et au partage de la réussite de l'entreprise* » (Verstraete *et al.*, 2010).

« *A business model is a conceptual tool containing a set of objects, concepts and their relationships with the objective to express the business logic of a specific firm. Therefore we must consider which concepts and relationships allow a simplified description and representation of what value is provided to customers, how this is done and with which financial consequences* » (Osterwalder *et al.*, 2010).

« *A business model is a well-specified system of interdependent structures, activities, and processes that serves as a firm's organizing logic for value creation (for its customers) and value appropriation (for itself and its partners)* » (Sorescu *et al.*, 2011).

Au-delà de sa finalité qui est de décrire la dynamique de création de valeur, le modèle d'affaires est aussi caractérisé par sa fonction de boîte à outils ou canevas, permettant d'illustrer le *business* d'une entreprise dans différents types d'environnements (Baden-Fuller et Morgan, 2010 ; Osterwalder, 2011).

De récents travaux réalisés sur le thème du *business model* insistent quant à eux sur l'importance de faire évoluer les approches théoriques mobilisées autour de ce concept.

Cela importe d'autant que ce concept prend une dimension de poids dans le monde professionnel et digital (Lecocq *et al.*, 2006 ; Baden Fuller, 2013 ; El Sawy, 2013).

Par ailleurs, de nouveaux modèles d'affaires digitaux, les « *Digital Business Model* », sont proposés. Ces *Digital Business Model* vont au-delà des *business model* classiques ; ils sont mis en avant par certains auteurs afin d'accompagner la transformation numérique et saisir les opportunités d'affaires que peut offrir le digital (figure 1, El Sawy *et al.*, 2013).

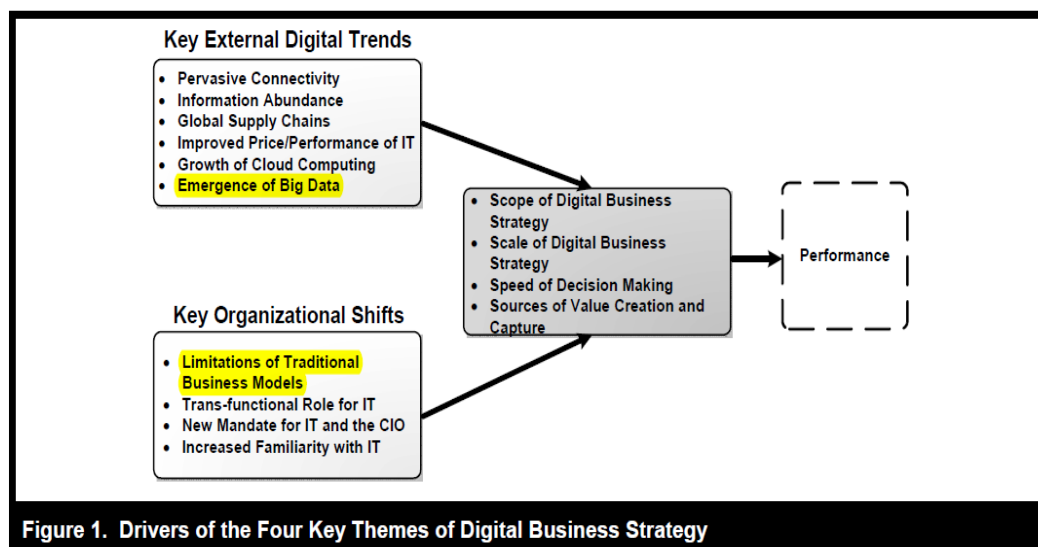


Figure 1 Drivers of the Four Key Themes of Digital Business Strategy (El Sawy et al, 2013)

Selon Lecocq *et al* (2006), le *business model* correspond à : « Un ensemble de choix qu'une entreprise effectue pour générer des revenus. Ces choix portent sur trois dimensions principales que sont les ressources et compétences mobilisées (qui permettent de proposer une offre), l'offre faite aux clients (au sens large), et l'organisation interne de l'entreprise (chaîne de valeur) et les transactions de l'entreprise avec ses partenaires externes (réseau de valeur) »

Cette description du *business model* est ici intéressante si on considère le *Big Data* parmi les nouvelles ressources importantes de l'entreprise, et si on étudie son apport à la croissance de celle-ci. Il est alors envisageable d'observer de manière plus détaillée

comment ces données massives peuvent contribuer à préparer l'élaboration de nouvelles offres adaptées aux clients, ou comment elles améliorent les processus existants.

On peut se poser ainsi la question suivante : Quelle est la valeur apportée par le *Big Data* pour les entreprises ? Existe-il des modèles d'affaires appropriés ?

Pour tenter de répondre à ces deux questions, nous avons choisi de structurer notre thèse selon un plan en deux parties. La première partie est consacrée au contexte de la recherche, détaillé dans deux chapitres. Le chapitre 1 caractérise la société digitale et ses différents aspects, particulièrement celui du *Big Data*, puis présente quels sont les nouveaux besoins liés à cette nouvelle ère numérique. Dans le chapitre 2, il sera d'abord question d'approfondir les concepts clés que nous avons retenus pour ce travail de recherche, à savoir principalement celui de *business model*. Nous verrons ensuite comment ces derniers sont affectés par le numérique et en particulier par le *Big Data*. Nous constaterons en particulier que si différentes typologies de modèles d'affaires ont effectivement été proposées pour le *e-business* (Timmers, 1998; Tapscott et al, 2000; Rappa, 2001 ; Dubosson-Torbay et al, 2002 ; et Osterwalder et Pigneur, 2002), il n'en va pas de même pour le *Big Data*. La deuxième partie de la thèse, largement empirique, s'efforcera de combler cette lacune. Pour cela, nous présenterons et testerons d'abord (chapitre 3) la typologie des modèles d'usage du *Big Data* proposée par Bénavent (2014). Nous pourrons ensuite (chapitre 4) tenter de passer de cette typologie des modèles d'usage à une typologie des modèles d'affaires du *Big Data*.

Première Partie : Contexte de la Recherche

La première partie de notre thèse sera consacrée à la compréhension de ce nouvel environnement que constitue la digitalisation de la société, et ses conséquences sur la fonction Marketing tout d'abord, puis plus largement sur les modalités de la création de valeur. Pour cela, nous abordons dans un premier chapitre certains concepts classiques du Marketing qui sont remis en question, ou doivent être mis à jour pour répondre aux nouveaux besoins de la société digitale. Ce premier chapitre est organisé en deux sections. Dans la première section nous décrivons l'évolution du Marketing et les transformations générées par le Web sur certaines de ses fonctions, telles que les procédures d'innovation, les techniques d'études de marché et leur légitimité, la connaissance et l'expérience client. Dans la deuxième section nous allons aborder un des concepts émergents de la société digitale, à savoir le *Big Data*, et les pistes possibles de son exploitation. Ce sera une transition pour le chapitre suivant (relation du *Big Data* au *business model*)

Le deuxième chapitre est dédié à la description du cadre théorique susceptible d'aider à mieux comprendre les apports du *Big Data*. Il s'agit en l'occurrence des modèles d'affaires, ou *business model*. Le second chapitre est lui aussi organisé en deux sections. Dans la première section nous ferons un tour d'horizon sur les théories des *business model* et des *e-business model*, leur évolution et les différentes définitions proposées. Enfin, la deuxième section vise à argumenter notre choix de théorie de *business model*, à savoir la définition de Lecocq *et al* (2006) et comment elle sera déployée dans le champ du *Big Data*.

Chapitre 1 : Transformation numérique de la société et nouveaux enjeux pour les entreprises

Pendant longtemps le marketing a eu tendance à ne s'intéresser qu'à la transaction commerciale sans tenir compte de l'évolution des relations pouvant s'installer avec les clients (Webster, 1992 ; Grönroos, 1994 ; Volle *et al.*, 2009). Depuis trois décennies, on assiste à un véritable retour de balancier, le tournant vers le marketing relationnel, ou client, faisant l'objet de l'attention d'une grande majorité des organisations.

La raison en est que l'économie elle-même a changé de manière significative. La tendance vers le développement de services est très forte dans la plupart des économies européennes. Ils représentent la plus grande partie du PNB et de l'emploi (Dubois *et al.*, 2013). Dans un environnement très concurrentiel, les sociétés de service sont de plus en plus actives sur l'amélioration de leur connaissance client, afin de développer des stratégies de marketing relationnel efficaces sur le long terme. Il est essentiel que les offres de services soient adaptées aux besoins des clients, source première de création de valeur pour l'ensemble des parties prenantes de l'entreprise (Lovelock *et al.*, 2008).

Enfin, ce développement du marketing relationnel est aussi lié à un autre facteur très important ; il s'agit de la révolution des technologies de l'information et de la communication. Ces dernières ont permis de mettre en place des outils simplifiant la collecte, le stockage et l'analyse des données sur les clients et leurs activités, en somme d'améliorer la connaissance client.

L'ensemble de ces facteurs a fortement favorisé l'avènement du marketing relationnel au sein des entreprises, ainsi qu'une prise de conscience générale sur l'importance de créer un véritable avantage concurrentiel à travers le capital client. Partant de ce constat de

nombreux acteurs déploient de nouveaux moyens afin de tirer profit des concepts de la société digitale et améliorer leur stratégie clients.

Il est important dans un premier temps de comprendre ces transformations digitales et leurs conséquences sur le marketing. C'est ce que nous développons dans cette première section.

Section1 : Transformation digitale et nouveaux besoins de gestion

De l'ère industrielle à l'ère de l'information, la société a connu de nombreuses transformations. Ces changements ont poussé les organisations à s'adapter à de nouveaux contextes économiques et technologiques, et à introduire de nouveaux modes de gestion. Aussi, plusieurs recherches se sont relayées, afin de mieux accompagner le développement des entreprises (Lebardin, 2008).

Aujourd'hui, dans un contexte tout aussi mouvant d'une société reconfigurée par les crises économiques et financières, la mondialisation, et la démocratisation des technologies de l'information et de la communication, est-il envisageable de se fier à des stratégies et des structures sur le long terme ? On se pose en particulier la question dans le cadre de la transformation engendrée par les nouvelles technologies, et plus précisément des transformations relevant du *Big Data*.

Seiffert et Godelier (2008) rappellent que de nombreux auteurs en sciences de gestion considèrent qu'il est important d'explorer de nouveaux concepts adaptés à ce nouveau monde où le maître mot est « le temps réel ». Scranton (2008) parle d'un « *monde dorénavant perçu comme « varié, complexe et changeant» et du coup décrit comme « ambigu », « déconcertant » ou « fluide »* ».

Dans ses ouvrages, Bauman parle d'une transition de ce qu'il appelle « *une société solide* » vers « *une société liquide* » (Bauman, 2007). Cette transformation se traduit par le passage d'une société de production vers une nouvelle société de consommation. Un consumérisme caractérisé par l'instabilité et l'instantanéité, ou encore par des relations éphémères entre des individus en quête de satisfactions immédiates, et souvent temporaires. Ces faits sont

renforcés par l'usage des nouvelles technologies du numérique, notamment Internet (Miller, 2009).

Internet constitue sans doute la révolution technologique la plus conséquente pour notre société contemporaine. Certains n'hésitent pas à comparer son invention à celle de l'électricité, de par son profond impact sur les différents aspects de la société.

Jeremy Rifkin a consacré de nombreux écrits pour décrire les transformations de la société induites par les nouvelles technologies de l'information et de la communication. Dans son ouvrage *l'âge de l'accès* (Rifkin, 2000), l'auteur décrit comment de nombreux aspects de la société et de l'économie sont remis en question dans cette nouvelle ère, et comment ces changements sont accentués par les développements technologiques.

Par exemple, les marchés ont été pendant longtemps définis et caractérisés par la notion de la vente et de l'achat de biens. Ils ont également une grande influence sur la société, plus précisément sur les individus. Aujourd'hui, cette définition du marché est reconsidérée. L'auteur note que la société n'est plus caractérisée par la propriété mais par le partage et l'accès. La tendance n'est plus de posséder le plus de biens et produits possibles, mais plutôt de partager et donner l'accès à son bien contre rémunération ; cela peut prendre la forme de location, de leasing, de services, etc. S'agissant de la commercialisation des produits, la tendance était de vendre le produit à un prix élevé et l'accompagner par des services gratuits. L'inverse de cette approche donne lieu à une vente du produit pour un prix symbolique et une vente d'un maximum de services liés au produit.

L'auteur caractérise les nouveaux marchés comme étant des réseaux. Il constate que ces derniers ne sont plus le seul fait de vendeurs et d'acheteurs ; il est question de nouveaux accords stratégiques : «*Dans l'économie en réseau, les transactions marchandes cèdent la place aux alliances stratégiques, la cotraitance (co-sourcing) et aux accords de partage des bénéfices (gain-sharing)...* » (Rifkin, 2000, p.12). Il souligne aussi que le pouvoir ne se limite plus aux détenteurs de patrimoine matériel, il est partagé par des fournisseurs de services ayant contribué à générer et cumuler un nombre important de ressources intellectuelles.

« Avec l'ère des réseaux, ce sont les prestataires de service capables d'accumuler la plus grande quantité de ressources intellectuelles clés qui commencent à exercer un contrôle sur les conditions dans lesquelles les usagers peuvent accéder aux idées, aux connaissances et aux éléments d'expertise les plus appréciés » (Rifkin, 2000, p.12).

Concernant les individus, l'auteur caractérise les nouvelles générations de « protéiforme » (qui peut prendre de multiples formes) en faisant référence à leur intérêt plus marqué (que celui de leurs aînés) vis à vis du commerce électronique et internet et leur adaptation plus souple dans le contexte de la nouvelle économie culturelle. Il note : *« ils s'adaptent facilement aux nombreux univers simulés qui caractérisent la nouvelle économie culturelle. Ils vivent dans un monde de performance type théâtral plutôt que de définitions idéologiques et sont enclins à adopter une éthique de joueurs plutôt que de producteurs... Pour cette nouvelle génération, la logique de l'accès conforme d'ores et déjà un mode de vie et, si le propriétaire a toujours son importance, c'est le fait d'être connecté qui l'emporte sur tout le reste » (Rifkin, 2000, p. 21)*

S'agissant des personnes et de la connectivité il est aussi question, selon l'auteur, d'un écart important entre les individus bénéficiant de l'accès aux technologies nouvelles et aux informations par rapport à ceux n'ayant pas la même possibilité ni les moyens équivalent à cet accès.

Dans un autre ouvrage « la fin du travail » (Rifkin, 2006), l'auteur explique la transformation et la disparition de nombreux postes de travail dans la société américaine. Ces mouvements sont induits par de nombreux facteurs économiques et surtout technologiques. Il évoque comment de nombreux postes ont été éliminés dans l'Amérique des années 80-90, et ce malgré l'annonce par les responsables économiques que l'apport des nouvelles technologies génère de l'emploi. Il souligne comment la mondialisation et l'ouverture des marchés survenue dans les années 80 ont contribué à densifier la concurrence mais aussi permis d'ouvrir de nouveaux horizons pour les sociétés américaines minimisant les opportunités de travail. Il rappelle que dans de nombreux cas cela a été un choix délibéré par les entreprises, soutenu par les nouvelles technologies, en raison d'une volonté de générer des économies en termes de dépenses, surtout sur la partie salariale.

L'auteur note : « *La première vague d'automatisation a principalement touché des travailleurs directement affectés à la production. La nouvelle révolution du reengineering commence, elle, à s'en prendre aux échelons intermédiaires de l'entreprise...* » (Rifkin, 2006, p.233).

Brynjolfsson et McAfee (2011) ont également dédié de nombreux écrits à la transformation économique liée aux nouvelles technologies. Ils expliquent les changements du monde du travail par de nombreuses théories dont celles de Rifkin (2006) à savoir la fin du travail. Ils font remarquer que malgré des indicateurs encourageants sur l'économie américaine, tels que le PIB et la reprise des investissements des entreprises des nouvelles technologies, les recrutements ne reprennent pas pour autant. Pour expliquer le chômage croissant, les auteurs citent les retours des analystes économiques selon trois courants : les cycles, la stagnation et la fin du travail.

Concernant la théorie des cycles, ses défenseurs expliquent que pour toute récession il existe deux étapes, la première est la récession elle-même, caractérisée par la baisse de la demande ; elle est normalement suivie par une étape de reprise beaucoup plus longue. Pour ce qui est de la stagnation, ce courant explique que le chômage provient du fait que l'Amérique connaît depuis longtemps un déclin sur sa capacité à innover ; de ce fait elle stagne et n'arrive plus à améliorer la productivité. Le pays aurait atteint un « plateau technologique ». Dans ce courant de pensée, les auteurs précisent que la récession n'est pas la cause du chômage, mais elle est elle-même une conséquence de la stagnation des innovations. Ce contexte est favorisé par l'émergence de nouvelles forces économiques à l'échelle internationale comme l'Inde et la Chine.

Enfin, Rifkin (2006) explique qu'on ne peut parler de stagnation des innovations surtout avec l'arrivée des nouvelles technologies et le boom internet des années 2000. Il précise que ces technologies mêmes et leurs développements croissants sont appelés à remplacer une part importante des emplois de la production et des services. Comme le rappellent Brynjolfsson et McAfee (2011), de nombreux auteurs et économistes ont également défendu cette théorie de la fin du travail (John Maynard Keynes, Peter Drucker, Wassily Leontief). Ces derniers constatent comme Rifkin (2006) que l'automatisation remplace de

nombreux rapports humains, par conséquent des postes et des emplois relatifs, tels que le recours à des ATM au lieu des caissiers ou des bornes d'enregistrement dans les aéroports.

Pour leur part, Brynjolfsson et McAfee (2011) rejoignent la théorie de la fin du travail, mais n'y adhèrent pas complètement. Ils se gardent d'être aussi pessimistes sur la question du chômage et du remplacement de la grande majorité des emplois par les machines. Ils précisent ainsi que les changements concernent les connaissances détenues par les personnes ; certaines auront plus de valeur dans le nouveau marché du travail fortement impacté par les technologies, tandis que d'autres ne seront pas valorisées. L'enjeu revient à détenir les bonnes compétences pour pouvoir rivaliser avec les nouvelles technologies. Ils expliquent également qu'il existe un grand décalage entre le rythme auquel avancent les développements technologiques et le rythme de la formation et des connaissances des organisations sur ce sujet.

Dans le domaine du marketing, Hoffman (2000), parle du potentiel d'Internet à ses débuts. Pour elle «...*Internet a le potentiel de transformer radicalement non seulement la façon dont les individus font du commerce ensemble, mais aussi l'essence même de ce que signifie être un être humain dans la société* ». Pour leur part Dubois et Vernet (2001) considèrent que « *l'appropriation de l'internet par le marketing modifie la nature des échanges et les modes de relations entre l'entreprise et le consommateur* ».

On peut associer l'évolution de l'environnement d'Internet à trois grandes étapes, depuis son apparition, dans les années 1990. La première phase est marquée principalement par le développement de l'activité de la vente en ligne, ou du *e-commerce*. Celle-ci regroupe la production, la publicité, la vente et la distribution, si on considère la définition de l'organisation mondiale du commerce (OMC). Cette définition large permet de rassembler un certain nombre de concepts qui ont renforcé la place d'internet en tant que canal de vente et de communication à part entière. Il s'agit principalement du *e-marketing* et des actions de promotion, de la logistique ou de la *supply chain management*, de la gestion de la relation client, etc. (Stenger *et al*, 2011, p.4).

La pratique du *e-commerce* s'est largement répandue depuis. La tendance est sous le paradigme de l'hybridation, à savoir l'existence d'acteurs ayant choisi de rajouter le Web à leurs canaux classiques, les « *bricks and mortar* ». Par ailleurs naissent et se développent

des entreprises dont l'activité entière est bâtie sur les plateformes d'internet, « *les pure players* ». L'ensemble de ces acteurs est actif dans différents domaines liés, directement ou pas, à la vente en ligne.

Cet environnement digital va rapidement s'agrandir avec l'arrivée des réseaux sociaux. Ces derniers caractérisent en grande partie la deuxième phase importante du développement autour d'Internet, plus connue sous le nom de « *Web 2.0* ». De nouveaux acteurs naissent en transformant le Web en lieu de rassemblement des communautés. Des groupes se forment sur ces plateformes afin d'échanger sur différents sujets, et partager leurs expériences et avis. Ils sont aussi créés sur la base de relations amicales ou professionnelles. Les internautes participent en masse à l'élaboration du contenu Web ; ainsi le « *Web 2.0* » est aussi « *le nouveau Web collaboratif/participatif* » (Stenger *et al*, 2011).

Enfin, pour ses progrès les plus récents, Internet et ses concepts deviennent mobiles. La tendance aujourd'hui est à la mobilité, à travers des terminaux intelligents tels que les *smartphones*, les tablettes, et plus récemment les objets connectés. Désormais les utilisateurs ne se limitent plus à leurs ordinateurs portables ; ils peuvent acheter et communiquer depuis n'importe quel endroit. Dans leur ouvrage dédié au *Marketing Digital*, Chaffey et Ellis-Chadwick (2014) parlent d'une ère Post-PC au profit des terminaux mobiles et des objets connectés ; c'est ce qu'ils appellent le « *Web 3.0* ».

Vingt ans après son avènement, Internet a complètement révolutionné le paysage économique et les usages du quotidien. Les développements des technologies et des activités autour d'internet ne cessent d'évoluer. Elles alimentent un environnement digital, dont les frontières sont de plus en plus difficiles à délimiter. L'inflation de la terminologie en est une parfaite illustration : on parle de e-marketing, de référencement, d'affiliation, d'e-réputation, des plateformes collaboratives, des objets connectés, d'applications, etc.

La complexité de cet environnement se rapproche de ce que Chaffey et Ellis-Chadwick (2014) appellent *digital ecosystem*. Ils précisent que ce dernier se compose de nombreux écosystèmes en interaction, et en complémentarité. Chacun peut représenter un acteur du Web tels que Facebook, Apple ou Google, ou encore des environnements mobiles comme iOS et Android. Sur la nature des relations existantes entre ces différents organismes, les

auteurs notent : « *Ils s'enrichissent mutuellement, mais sont également en compétition pour capturer la valeur économique auprès d'utilisateurs grâce à divers mécanismes et modèles d'affaires concurrents* ».

Les changements dus à la multiplicité de l'environnement digital ne se résument pas au niveau des professionnels du Web. Le digital a transformé de manière accélérée les modes d'usages des clients et leurs rapports avec les entreprises. Sur ces liens, les consommateurs ne se limitent plus à une relation externe avec les enseignes, ils prennent de plus en plus part dans les fonctions internes de l'entreprise.

Désormais, un client peut participer à l'élaboration de nouveaux produits et services, en donnant son avis sur les réseaux sociaux, ou directement sur le site web de l'entreprise, sur des espaces numériques dédiées. On parle de *co-crédation*, de *réseaux d'expertises*, et de *collaboration*. Il est aussi impliqué dans les campagnes publicitaires des marques, et même à la création de celles-ci ; on parle, alors de *campagne buzz*, ou de *crowdsourcing*.

Etant en relation directe avec les clients, l'activité du marketing est la première à être concernée par les différentes questions de la transformation digitale (Manceau, 2013). Dans un numéro spécial de la revue *Décision Marketing* (n°72, 2013), des questions liées aux nouveaux défis du marketing sont soulevées par de nombreux auteurs. Ces derniers traitent des sujets relatifs aux nouveaux enjeux de la discipline, d'un point de vue académique et professionnel (Salerno *et al.*, 2013).

Parmi celles-ci, on peut considérer la question du rapport au temps. Dans son article, Pras (2013) parle du dilemme d'aligner les besoins d'accélération et de décélération imposés par le rythme de la société actuelle. L'exigence de résultats instantanés défie la nécessité de visions sur le long terme.

Ainsi, sur cette question de rapport au temps, l'auteur parle d'accélération, de présentisme, et de désynchronisation. Par accélération et désynchronisation, l'auteur entend dire le contraste existant entre la gestion cadencée des activités de l'entreprise et la contrainte du besoin de performances immédiates. Sur le fait du présentisme, il montre que l'immédiateté est le facteur dominant et privilégié par les entreprises, surtout lorsqu'il s'agit de questions relatives au marketing, et aux consommateurs. Il écrit à titre

d'exemple : « *Comment traiter les masses de données issues des Big Data ? Comment gérer en temps réel les co-crétions ou les réactions des consommateurs sur Internet ? Comment gérer le multicanal et le cross-canal qui posent les questions de l'organisation même de l'entreprise et de la cohérence de ses offres face à un consommateur global et très réactif ? Comment analyser ou améliorer la performance à moindre coût ?* »

Sur ces questions, l'auteur propose d'allier les atouts des outils des temps modernes aux besoins du long terme. On peut penser que par outils, l'auteur fait référence aux moyens technologiques et aux innovations récentes.

A ce propos Manceau (2013) parle de transformations du marketing imposées par le Web. Elle cite à titre d'exemple, le recours à la technologie pour réaliser des études de marché en temps réel. Ou encore, le développement de nouveaux processus de décision, en termes d'innovation. Cela se traduit par l'usage de concepts, tels que *l'Open innovation, user innovation, les Fatlabs, ou les imprimantes 3D*. Il s'agit pour les entreprises de faire appel aux talents de leurs clients, lors des différentes phases d'élaboration d'un produit, via les réseaux sociaux par exemple pour le prototypage (*Open innovation*), ou lors du développement (*Imprimantes 3D et Fatlabs*), etc.

Dans cette course au temps, à laquelle sont désormais confrontées les entreprises, le rôle du marketing se voit désagrégé dans l'ensemble de l'organisation. Manceau (2013) parle de désintermédiation. En effet, les solutions du web rendent le client accessible à l'ensemble des fonctions de l'entreprise, et pas seulement à celle du Marketing. C'est le cas de l'activité de recherche et développement, si nous considérons les exemples des *FabsLabs*, ou de *l'Open Innovation*

Toujours dans ce même numéro de la revue *Décision Marketing* (n°72, 2013), et sur le sujet des transformations, comme la question des décisions marketing dans le champ du *Big Data*. Ces modes de décision évoluent, en s'inscrivant dans une logique d'actions instantanées et rapides, plutôt que dans une logique de stratégie de long terme. Une telle transformation est rendue possible par la disponibilité d'une grande masse de données (*Big Data*), alliée à une granularité très fine de celles-ci.

Ces nouveaux modes de décision apportent également un degré de précision plus élevé dans les réponses données aux clients et consommateurs. Mais, elles soulèvent aussi une multitude de questions, notamment sur le plan organisationnel, à savoir si il faut encourager les actions de l'automatisation ou laisser les décisions aux opérationnels.

Sur ces différents sujets abordés par les auteurs (Salerno *et al.*, 2013), on retrouve l'idée d'un marketing moins centralisé, qui implique différents types d'acteurs, internes, et surtout externes à l'organisation. On retrouve aussi un commun accord quant à la nécessité de réfléchir sur un nouveau type de marketing, adapté aux nouveaux besoins de la société, face au facteur temps réduit et à l'accélération des mutations, poussés par les nouvelles technologies (in Salerno, Pras, 2013).

Un autre article récent présente les défis que doit considérer le marketing dans l'ère du digital (Leeflang *et al.*, 2014). Ce dernier se base sur les résultats d'une enquête menée auprès de 777 responsables marketing, à l'échelle internationale. Les auteurs, tentent de comprendre quelle sont les attentes des marketeurs de l'environnement digital, en termes d'opportunités et de développements. Les résultats ont été classés par ordre d'importance. Ils ont aussi identifié les solutions mises en place, en cours ou pas, par ces entreprises pour répondre à ces défis.

Selon les auteurs, une telle démarche, contribue à mieux identifier les capacités nécessaires d'un point de vue Marketing pour faire face à la digitalisation en cours. Mais elle contribue aussi de mettre en place un planning des recherches marketing, basées sur la réalité et la pratique. Ainsi les premiers résultats ont permis d'identifier dix tensions majeures regroupées dans trois grandes catégories comme suit :

- Une première catégorie appelée « *Business Strategy and Customer Insights* » regroupe trois types de défis relatifs aux *business model* et la révolution digitale, la connaissance client, et les limites de la créativité.
- Une deuxième catégorie « *Go-to-market operations and execution* » ; dans celle-ci les auteurs regroupent cinq tendances, relatives aux réseaux sociaux et la marque, le ciblage en ligne, la transparence des prix, les interactions automatisées, et les mesures en ligne.

- Enfin la troisième catégorie « *Organization and capabilities* » rassemble des défis relatifs aux questions organisationnelles, et le manque de talents.

Concernant le concept de *business model*, Leeflang *et al.*, (2014) préconisent de revoir cette notion dans le nouveau contexte digital. En effet, prendre en considération les nombreuses transformations imposées par les technologies, notamment les nouveaux rôles des clients/consommateurs, requiert une réflexion sur des modèles plus adaptés.

On peut retenir à ce propos, les propositions de Bughin *et al.*, (2010), dans leur rapport du *McKinsey Global Institute*. Ces derniers parlent d'un nouveau type de *business model* en mentionnant « *The age of the multisided business model* ». Cette appellation fait référence à la multitude d'acteurs existants dans un environnement digital, et dont les différentes interactions génèrent de la valeur. Ils citent à ce propos, l'exemple des médias qui parviennent à générer des revenus de différentes sources (la publicité, les abonnements, etc).

D'autres résultats sont soulignés par Leeflang *et al.*, (2014) tels que le *Big Data*. Selon leurs analyses, ce dernier figure parmi les principaux défis à considérer par les entreprises. Les opportunités offertes par ce concept sont nombreuses, et l'amélioration de la connaissance client en fait partie. Les auteurs parlent de possibilités sans précédent, permettant de suivre avec précision les différentes étapes d'un parcours client, depuis son intention d'achat, jusqu'à sa fidélisation. Ils citent aussi de nombreux exemples de modèles de réussite basés sur les données.

En conclusion, les auteurs (Leeflang *et al.*, 2014) attirent notre attention sur les défis majeurs à envisager, selon quatre grands axes. Ces derniers sont destinés aux mondes académiques et professionnels. Il s'agit de :

1. *l'usage des données et de la connaissance client afin de faire face à la concurrence ;*
2. *le pouvoir menaçant des réseaux sociaux sur les marques et la relation client ;*
3. *l'omniprésence des nouvelles mesures statistiques issues du digital et leur impact sur l'évaluation de l'efficacité des activités du marketing (digital); et*

4. le manque croissant de profils d'analystes pointus dans les entreprises.

On note à travers ces résultats que la donnée constitue une ressource majeure et commune. En effet, elle figure dans trois des grands défis tracés par les auteurs à savoir : la connaissance client, le métrique, et le manque de talents.

A ce propos, de nombreux auteurs soulignent le besoin de mettre l'accent sur le développement de nouveaux modèles orientés par la valeur et l'apport des données (Bollier, 2010 ; Davenport, 2014; Vossen, 2013 ; Brynjolfsson *et al*, 2012 ; Bughin *et al*, 2011). L'aspect des fonctionnalités et des technologies de ce phénomène étant en grande partie maîtrisé, les questions qui se posent s'orientent vers le sujet de pratique des affaires.

Section 2 : Le Concept du *Big Data*

Le concept du *Big Data* a souvent été illustré par des chiffres dont l'ordre de grandeur est de plus en plus démesuré. A titre d'exemple, en 2011, le *Mckinsey Global Institute* évoque un potentiel de marché de 250 Milliards d'euros pour l'administration publique en Europe. Celui-ci est estimé à 300 Milliards de dollars, pour le secteur de la santé aux Etats-Unis.

Les besoins en *Big Data* varient d'un secteur à l'autre. Dans son article, Monceau (2013) rapporte les chiffres de l'indice BIG DATA EMC/IDC². Ces derniers indiquent que l'analyse financière sera le domaine privilégié des projets *Big Data* (58%), vient ensuite la connaissance client (53%) et l'identification et la prévision de tendances sur le long terme (47%).

² EMC Corporation est une entreprise américaine de logiciels et de systèmes de stockage fondée en 1979 à Newton (Massachusetts). Son siège est basé à Hopkinton (Massachusetts) aux États-Unis (Source Wikipedia : http://fr.wikipedia.org/wiki/EMC_Corporation)

IDC (International Data Corporation) est une entreprise américaine spécialisée dans la réalisation d'études de marché dans les domaines des technologies de l'information et de la communication et de l'électronique grand public. (Source Wikipedia : <http://fr.wikipedia.org/wiki/IDC>)

Une autre enquête menée auprès de 302 entreprises par le Cabinet *Gartner*, estime que parmi les répondants, 73% annoncent qu'ils investissent déjà ou qu'ils planifient des investissements dans des solutions *Big Data*. Ces mêmes acteurs déclarent que leur plus grand défi est d'identifier comment obtenir de la valeur à partir de ces données massives (Van der Melun, 2014).

La liste des estimations et des études consacrées aux *Big Data* est considérable, et sera sans doute appelée à augmenter dans les années à venir. Ceci est dû au rythme effréné des développements des innovations technologiques. Le *McKinsey Global Institute* (Manyika *et al.*, 2011) compare les avancées réalisées dans le *Big Data*, et son accessibilité, à celles de la loi de Moore en informatique. Selon la loi de Moore, le nombre de transistors composant les processeurs doublent tous les deux ans. Par ailleurs, la loi de Kryder, corolaire de la loi de Moore dans le stockage de données, fait référence au développement rapide des capacités de stockage : Kryder prédit que la capacité de stockage des disques magnétiques double tous les 13 mois.

Kitchin (2014) rappelle que comme pour tout nouveau concept technologique, les définitions sont nombreuses et variées (Strom, 2012 ; Boyd et Crawford, 2012; Mayer-Schonberger et Cukier, 2013). Il cite à ce propos la définition de Strom (2012) qui décrit le *Big Data* comme : « *des ensembles de données si volumineux qu'ils ne peuvent être stockés dans un seul ordinateur ou tenir sur une feuille Excel* ». Kitchin (2013) définit pour sa part le *Big Data* à travers l'annotation des 3V (Volume, Vitesse, Variété) à laquelle il rajoute les caractéristiques suivantes :

- *l'exhaustivité : le Big Data couvre des populations entières (n=all),*
- *la granularité fine et l'indexation précise,*
- *un aspect relationnel permettant de lier les différents ensembles de données,*
- *une flexibilité permettant d'ajouter facilement de nouveaux champs, et une évolutivité permettant d'augmenter de taille.*

L'expression anglophone *Big Data* est utilisée pour la première fois en 1997, puis en 1999 dans des communications de l'ACM³ (Press, 2013). Dans son article « *A Very Short History Of Big Data* », Press (2013) met en avant un historique des publications réalisées sur la production des données et l'émergence de ce concept. A ce sujet, il cite le premier extrait qui utilise selon lui l'expression *Big Data* : « *Visualization provides an interesting challenge for computer systems: data sets are generally quite large, taxing the capacities of main memory, local disk, and even remote disk. We call this the problem of **big data**. When data sets do not fit in main memory (in core), or when they do not fit even on local disk, the most common solution is to acquire more resources.* » (Cox et al., 1997, cité par Press, 2013)

Pour sa part, Diebold (2012) considère que même si l'expression *Big Data* a été déjà mobilisée bien avant les années 2000, de nombreux auteurs, chercheurs ou praticiens, l'utilisent sans avoir une réelle connaissance sur l'ampleur du phénomène. L'auteur précise cependant qu'un article scientifique (Weiss et Indurkha, 1998) d'une revue spécialisée en informatique mobilise le terme *Big Data*, en mettant l'accent sur le potentiel de développement de ce dernier. Weiss et Indurkha (1998) mentionnent : « *de très grandes collections de données ... sont dorénavant compilées dans des entrepôts de données centralisés, ce qui permet aux analystes de recourir à des méthodes puissantes pour analyser les données de manière plus complète. En théorie, le «Big Data» peut conduire à des conclusions beaucoup plus solides pour les applications d'exploration de données, mais dans la pratique, de nombreuses difficultés se posent* ». Dans le domaine professionnel, Diebold (2012) cite le cas de l'entreprise *Silicon Graphics SGI*, qui utilise l'expression *Big Data* dans des séminaires et des documents à des fins publicitaires. Enfin, l'auteur rappelle la contribution importante de Laney (2001) dans la description du *Big Data* à travers l'annotation des 3V.

Ce qui caractérise aujourd'hui le *Big Data* va au-delà de la simple notion du volume des données comme relayé dans de nombreuses publications professionnelles. Dans sa définition la plus commune, on retrouve souvent l'annotation des 3V : Volume, Variété et Vitesse. Elles sont proposées par Laney (2001), dans une note de recherche sur le management des données (Laney, 2001, 2012 ; Press, 2013). Dans cet article, l'auteur

³ Association for Computing Machinery

décrit ces 3V comme des éléments essentiels du concept *Big Data*. Sa proposition, est de structurer les solutions dédiées à la gestion des données massives en trois dimensions : (1) les solutions de gestion du volume, (2) la gestion de la vitesse, et (3) la gestion de la variété de ces données.

Cependant, il faut rappeler que dans le contexte de la publication de Laney (2001), la technologie la plus répandue était celle du *e-commerce*, qui constitue alors selon l'auteur la source première de l'explosion des données. Sur ce point, il souligne le fait que tandis que les entreprises sont plongées dans la définition de solutions opérationnelles, les changements économiques et surtout l'*e-commerce* introduisent de nouveaux défis pour la gestion des données.

Depuis l'environnement du *Big Data* a beaucoup évolué, avec l'arrivée sur le marché de nouvelles solutions matérielles et logicielles. L'explosion des données n'est plus le résultat du *e-commerce* à lui seul. C'est à la suite de la diffusion d'un rapport du *McKinsey Global Institute* (Manyika *et al.*, 2011 ; Monino et Sedkaoui, 2016), que le concept de *Big Data* devient médiatisé et vendu par de nombreux cabinets de conseil, comme c'est le cas aujourd'hui pour l'intelligence artificielle.

En l'espace de dix ans de nombreux développements ont été réalisés, donnant naissance à des dimensions supplémentaires au *Big Data*. Même si l'expression 3V reste la plus utilisée pour décrire ce phénomène, on retrouve dans certains cas le recours à des dimensions supplémentaires, telles que la Véracité, pour décrire la fiabilité de ces données, ou la Valeur, pour faire référence aux données qui créent de la valeur (Demchenko *et al.*, 2014).

Communément, l'aspect volumétrique du *Big Data* fait référence à la quantité de données, mais aussi aux solutions disponibles permettant de gérer ces volumes. Le rythme célèbre auquel ces données sont générées est appelé *Vélocité* ; c'est une source de différenciation très prisée par les entreprises car répondre en temps-réel à ses clients peut générer un réel avantage concurrentiel. Concernant la *Variété*, cet attribut est le résultat de l'importante diversité des formats de données récoltées depuis les différentes sources que sont les tablettes, les smartphones, les objets connectés, etc. La difficulté pour les entreprises est de pouvoir aligner ces nouvelles formes de données avec leurs données historiques. Cela

renvoie aux questions de la mise en cohérence des données non-structurées avec des données structurées (Brynjolfsson, 2012).

Boyd et Crawford (2014) soulignent également qu'il ne faut pas limiter la définition du *Big Data* à l'aspect volumineux de ses données. Ces auteurs définissent le *Big Data* « *comme un phénomène culturel, technologique et scientifique qui repose sur l'interaction des dimensions suivantes :*

1. *technologie : maximiser la puissance de calcul et la précision algorithmique pour rassembler, analyser, lier et comparer des ensembles de données volumineux ;*
2. *analyse : s'appuyer sur des ensembles de données volumineux pour identifier des modèles afin de formuler des réclamations économiques, sociales, techniques et juridiques ;*
3. *mythologie : la croyance répandue selon laquelle les grands ensembles de données offrent une forme plus élevée d'intelligence et de connaissances pouvant générer des connaissances auparavant impossible, avec l'aura de vérité, d'objectivité et de précision.*

Ces auteurs notent également que le *Big Data* introduit un débat partagé entre les pro-*Big Data* et les contres. Pour les premiers, le *Big Data* devient la solution miracle à tous les maux de la société et des organisations ; pour les seconds, ce phénomène représente un vrai risque d'intrusion dans la vie privée et contrôle des individus tel un *Big Brother*.

Dans ce registre, Bollier (2010) rappelle les commentaires d'Anderson (2008) sur les apports du *Big Data*. Ce dernier souligne que les données massives suffisent à elles seules à expliquer et découvrir les phénomènes scientifiques sans besoin de faire appel à des hypothèses ou chercher à identifier des modèles. Selon lui : « *Il suffit de jeter les données dans les plus gros calculateurs que le monde n'a jamais connus et laisser les algorithmes trouver des phénomènes là où la science ne le peut pas* »

Le sujet des bases de données volumineuses n'étant pas une nouveauté (Bollier, 2010 ; Boyd et Crawford, 2014 ; Davenport, 2014 ; Kitchin, 2014), on s'interroge sur les raisons de l'engouement porté au *Big Data* ces dernières années. Pour comprendre cela, il faut distinguer ce qui fait sa particularité. Il s'agit en premier lieu de ses caractéristiques, les

3V, différentes de celles connues à ce jour dans la gestion des bases de données classiques. Mais il s'agit aussi des apports et du potentiel attendus par celui-ci. Davenport (2014) note dans son chapitre 1 que ce qui distingue le *Big Data*, ce n'est pas tant le volume imposant de ses données, que le manque de structure de celles-ci, le flux constant de leur production, ainsi que les méthodes d'analyses qu'elles requièrent. On peut reprendre à cet effet son illustration à travers un tableau de comparaison du *Big Data* et de l'analytique classique (Tableau.1).

| | <i>Big Data</i> | <i>Analytique Classique</i> |
|---|--|---|
| <i>Type de données</i> | <i>Formats non structurés</i> | <i>En lignes et colonnes</i> |
| <i>Volume de données</i> | <i>100 téraoctets à plusieurs pétaoctets</i> | <i>Dizaine de téraoctets ou moins</i> |
| <i>Disponibilité des données</i> | <i>Flux constant</i> | <i>Pool statique</i> |
| <i>Méthode d'analyse</i> | <i>Apprentissage automatique</i> | <i>A base d'hypothèses</i> |
| <i>Objectif premier</i> | <i>Produits orientés données</i> | <i>Support aux décisions internes et services</i> |

Tableau 1 Comparaison du *Big Data* et de l'analytique classique (Davenport, 2014)

Dans un autre article, Davenport *et al.*, (2012) décrivent trois principaux points permettant de différencier le *Big Data* des concepts classiques de l'analyse des données. Selon ces auteurs, les entreprises ayant misé sur le *Big Data* se distinguent par trois propriétés : (1) les flux continus des données; (2) les ressources et les compétences mobilisées ; (3) l'organisation.

Le premier point consiste à considérer les flux continus des données, et non les données statiques stockées. Cela permet d'améliorer les prévisions, et de réduire de manière significative le temps de traitement des données. Une telle approche est rendue possible par le volume et la vélocité des mégadonnées ; elle est prisée par de nombreux secteurs, particulièrement celui de la santé. Dans ce cas de figure, l'idéal selon les auteurs est

d'adopter une approche qui permet d'analyser, de décider et d'agir rapidement et en continu sur les flux continus des données du *Big Data*. Il s'agit en l'occurrence de mettre en place des processus continus permettant de récolter, d'analyser et interpréter rapidement ces données. De même, il est nécessaire d'adopter des approches permettant de décider et d'agir rapidement dans l'environnement du *Big Data*.

Le deuxième point de distinction concerne les besoins en ressources humaines mobilisées pour le *Big Data*. Celui-ci nécessite de nouveaux types de profils adaptés à un nouveau métier appelé *data scientist*. Le rôle de ce dernier est plus transverse et diffère de celui des analystes de données classiques. Les auteurs parlent de profils qui maîtrisent plusieurs champs à la fois : l'analytique, l'informatique (programmation, mathématiques, et statistiques), et la communication afin d'échanger avec les décisionnaires. Ces profils doivent également, être familiarisés avec les différents processus internes de l'entreprise et ses produits.

Le hacker :

- *Capacité à coder*
- *Compréhension des architectures technologiques du Big Data*

Le savant :

- *Prise de décision sur la base d'indices*
- *Improvisation*
- *Impatience et orientation vers l'action*

Le conseiller fiable :

- *Fortes compétences en communication et en relationnel*
- *Capacités à encadrer des décisions et à comprendre les procédures associées*

L'analyste quantitatif :

- *Analyse statistique*
- *Analytique graphique*
- *Apprentissage automatique*
- *Analyse de données non structurées, comme du texte, de la vidéo ou des images*

L'expert commercial :

- *Connaissance du secteur et de la façon de gagner de l'argent ;*
- *Sens de l'utilisation de l'analytique et des grandes données*

Figure 2 Eléments caractéristiques du profil du *Data-scientist* (Davenport, 2014, p.92)

Davenport (2014) décrit le métier de *data scientist* par 5 caractéristiques (Figure.2). Il note également qu'il est extrêmement rare de retrouver l'ensemble des critères réunis chez une seule personne. Ceci rend cette compétence très rare et très recherchée par les entreprises. Cependant l'auteur note que les entreprises peuvent créer des équipes d'analystes qui couvrent ces différentes caractéristiques.

Pour le troisième et dernier point distinguant le Big Data, les auteurs (Davenport *et al*, 2014) soulèvent une question qui revient souvent dans la littérature, concernant le rôle des technologies et leur relation avec l'organisation. Les auteurs discutent la nécessité d'adaptation des entreprises aux nouveaux besoins du *Big Data*. Cela exige de revoir la fonction informatique dans l'organisation. Les auteurs parlent même d'une nouvelle génération de systèmes et de processus dont la conception est orientée pour la mise à disposition de l'information, et non la seule automatisation.

A ce propos, Bénavent (2014) aborde le sujet du *Big Data* sous l'angle de la question de l'adoption des technologies par les organisations, en mobilisant l'approche de Ciborra et Lanzana (1999). Selon lui, cette approche stipule que la technique requiert des adaptations de l'organisation, voire la conception de nouveaux types d'organisations. Dans cet article, l'auteur définit le *Big Data* comme un concept qui réunit un ensemble de technologies et de solutions interconnectées, des compétences et une organisation permettant de traiter les données massives depuis leur capture jusqu'aux phases de restitution des résultats de leurs traitements. Il considère ainsi deux aspects pour décrire le *Big Data* : l'aspect technique et l'aspect valeur obtenue par l'exploitation de ces données.

Concernant l'aspect technique, l'auteur décrit les processus de traitement des données, depuis leur obtention, jusqu'à leur distribution. La phase de collecte des données du *Big Data* se caractérise par la généralisation des capteurs, qui ne se limitent plus à certaines activités propres aux plates-formes des réseaux sociaux. Vient ensuite le stockage de ces données, dont le volume se mesure aujourd'hui en pétaoctet (10^{15}) ; il est rendu possible grâce à la démocratisation des solutions de stockage, et des serveurs distribués, de plus en plus intégrés dans les systèmes d'informations des entreprises. Enfin, ces volumes de données sont traités (tri, filtrage, suppression, etc.) afin d'être intégrés dans des systèmes

de différentes finalités. Ces manipulations minimisent les diverses erreurs issues des phases de captures des données.

Pour ce qui est de la valorisation des données, l'auteur note qu'elle relève de la façon dont celles-ci sont utilisées. Il avance une typologie de quatre modèles d'usages différents du *Big Data*, chacun de ces modèles représentant un usage bien distinct des données par les entreprises. L'auteur aborde d'une certaine façon la question du potentiel *business* des données massives même si il n'est pas question dans cet article de modèles d'affaires proprement dit.

Par ailleurs, Zott *et al.* (2011) soulignent les usages et les apports du *business model* en notant que ce dernier : (1) *peut être considéré comme une unité d'analyse différente du produit, de l'entreprise, de l'industrie ou du réseau, que celui-ci est centré sur l'entreprise focale mais ses frontières sont beaucoup plus vastes que celles de l'entreprise* (2) *qu'il intègre une approche holistique permettant d'expliquer comment une entreprise fait des affaires, que* (3) *les activités de l'entreprise focale et celles de ses partenaires jouent un rôle important dans les différentes conceptualisations du business model proposé, et que* (4) *le business model est un concept qui cherche à expliquer à la fois comment une entreprise crée et capture de la valeur.*

On peut retenir de ces lignes, les points qu'on considère essentiels à la compréhension du *Big Data* dans le cadre de notre recherche. Il s'agit de mobiliser le *business model* pour expliquer comment les entreprises déployant des projets *Big Data* font des affaires (point 2), et comment elles créent/capturent de la valeur (point 4).

Pour cela, nous allons dans un premier temps revenir sur la littérature des *business model* : l'origine de ce concept, ses multiples définitions, ainsi que quelques travaux de classifications des entreprises du *e-business*. Par la suite, sur la base de cette revue de littérature, ainsi que la typologie des modèles d'usages du *Big Data* de Bénavent (2014), nous allons tenter de construire une typologie des modèles d'affaires du *Big Data*. Le but de notre recherche est en effet de tenter de comprendre la valeur apportée par le *Big Data* dans les entreprises.

Chapitre 2 : Théorie des *business model* mobilisée par la recherche

Le concept de *business model* se répand dans les années 1990 avec l'apparition de nouvelles entreprises, des « *start-up* » spécialisées dans le web. Les opportunités pouvant alors être générés par cette technologie sont assez peu compréhensibles par le monde des affaires. Elles nécessitent un moyen rendant plus accessible l'interprétation de ces nouvelles activités.

Durant les deux décennies qui suivent le lancement d'internet, le terme de *business model* devient très fréquent chez les professionnels. Mais ces derniers sont rarement en capacité de lui fournir une définition précise. Le même constat est relevé par de nombreux auteurs, qui évoquent le manque de consensus sur la définition de ce concept (Verstraete *et al.*, 2012).

Pourtant, il existe un point commun parmi les nombreuses publications dédiées au *business model* : il s'agit de la notion de création de valeur. Plus précisément on retrouve le processus de création de valeur, qui est souvent cité dans la littérature. D'autres rôles lui sont aussi attribués, tels que la représentation ou l'architecture (Verstraete *et al.*, 2012; Baden-Fuller *et al.*, 2013) ou encore la fonction de classification des entreprises (Zott *et al.*, 2011).

Nous développons dans les sections qui suivent les différentes approches théoriques consacrées au concept de *business model*, à savoir ses origines et sa définition, les *e-business model*, et nous citons également quelques travaux de classification des entreprises du *e-business*.

Section 1: Concept du *business/e-business model*

Origines du concept de *business model*

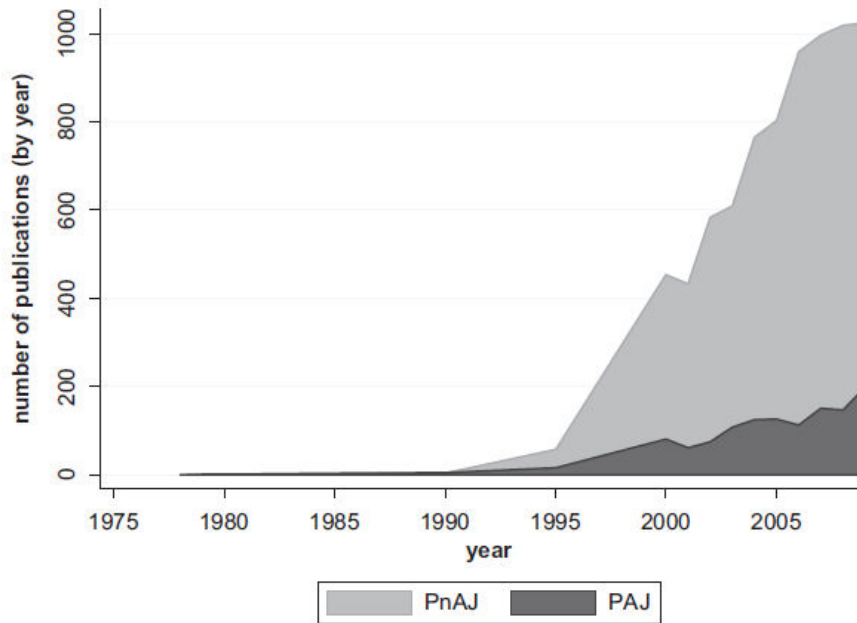
Selon DaSilva et Trkman (2014) le terme de *business model* fait son apparition dans un article de Bellman *et al.*, (1957), mais il est mobilisé une seule fois dans ce papier. Il est ensuite cité pour la première fois dans le titre d'un article de Jones (1960). Dans ces deux cas, l'expression *business model* est mobilisée dans le cadre de formations données à des étudiants, dans l'objectif de leur simplifier la représentation de la réalité.

Le terme de *business model* se répand à partir des années 1990, avec le développement des nouvelles technologies de l'information et de la communication. Son expansion chez les professionnels et les chercheurs est alors fortement liée à la prolifération de nouvelles entreprises dont l'activité principale est basée sur Internet. Ces constats sont confirmés par des études menées par Ghaziani et Ventresca (2005), ainsi que par Zott *et al.* (2011).

Le travail de Ghaziani et Ventresca (2005) vise à regrouper tous les articles ayant utilisé le terme *business model*, et ayant été publiés dans des revues de gestion de 1975 à 2005. Ils arrivent à identifier 1729 articles. Sur cet échantillon ils constatent que 166 articles mentionnant le terme *business model* ont été publiés durant la période de 1975 à 1994, tout le reste des publications, à savoir 1563, a été réalisé entre 1995 et 2000.

Pour leur part, Zott *et al.* (2011) ont effectué le même travail de recherche, mais sur une période étendue jusqu'à 2009. Ils font le même constat que leurs prédécesseurs, à savoir que l'usage du terme *business model* s'est accentué durant les quinze dernières années, entre 1995 et 2010 (Figure 3). Ils observent également que ce terme est beaucoup plus employé par les professionnels (consultants, managers et journalistes) que par les chercheurs. Cette tendance est confirmée quelques années plus tard par Massa *et al.* (2017). Ils procèdent eux aussi à une analyse approfondie des articles publiés avec le terme de *business model*, sur une période plus étendue (Figure.4)

Business Model Articles in the Business/Management Field



PnAJ = articles published in nonacademic journals ; PAJ = articles published in academic journals

Figure 3 le concept de *business model* dans domaine du management (Zott et al, 2011)

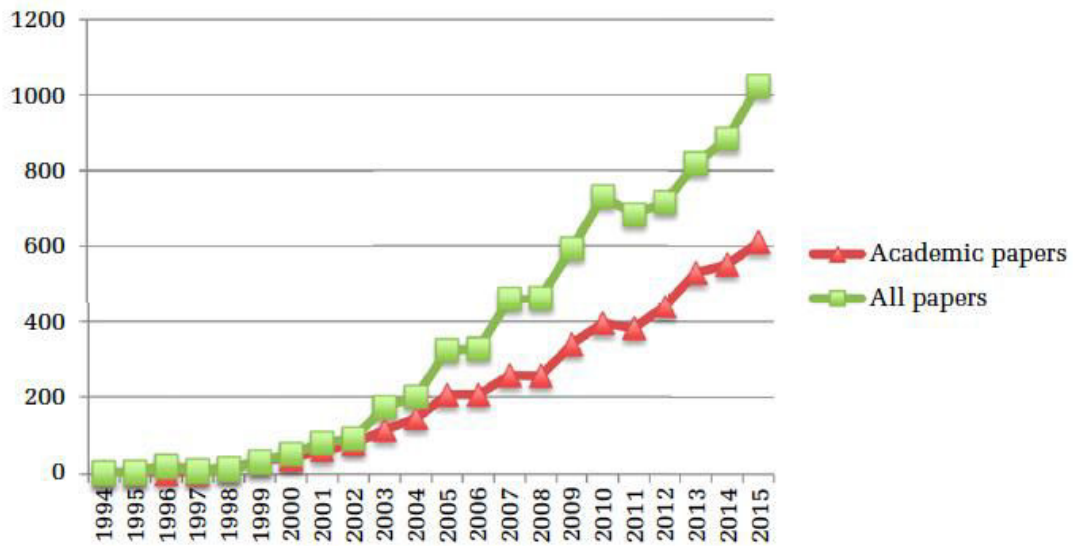


Figure 4 Evolution de la recherche sur les *business model* (nombre d'articles par an) Massa et al. (2017)

Les raisons d'une telle mobilisation du concept de *business model* sont liées au développement rapide des nouvelles technologies durant cette même période. Elles contribuent alors au déploiement des *business model* par la baisse des coûts de l'informatique et de la communication, et par de nouveaux modes de création de valeur. De nombreux auteurs soulignent de nouveaux mécanismes de transactions, et de nouvelles formes d'organisations décloisonnées (Daft et Lewin, 1993 ; Dunbar et Starbuck, 2006 cités par Zott *et al.*, 2011).

Ces changements introduisent de nouveaux *business model*, et de nouvelles configurations pour les entreprises dans leur organisation interne, mais aussi dans leurs différentes interactions avec l'environnement. Selon DaSilva et Trkman (2014) : *la sophistication des réseaux technologiques et organisationnels, a permis d'élargir les réseaux d'affaires, de créer de nouvelles stratégies commerciales, mais aussi d'accélérer l'adaptation aux innovations.*

Gordijn *et al.* (2005), caractérisent l'évolution des recherches réalisées sur le concept de *business model*, selon cinq phases (figure 5).

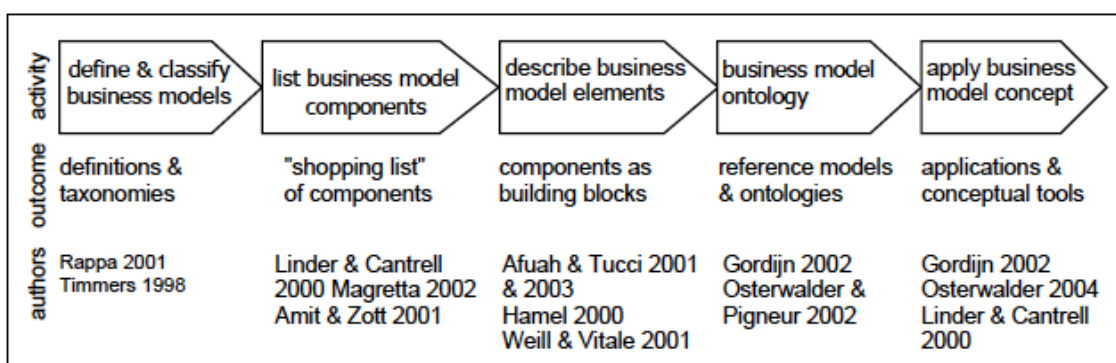


Figure 5 Evolution du concept de business model (Gordijn et al, 2005)

Ces auteurs précisent en outre (p.2) les caractéristiques de chacune de ces différentes phases :

1. Durant la première phase, le terme *business model* devient connu, et des auteurs proposent des définitions et des classifications.

2. Dans la deuxième phase, les auteurs proposent en complément aux définitions, la liste des composantes du *business model*.
3. Au cours de la troisième phase, les auteurs commencent à proposer des descriptions détaillées des composantes du *business model* (Hamel, 2000; Weill and Vitale, 2001; Afuah and Tucci, 2003).
4. Pour la quatrième phase, les chercheurs commencent à modéliser les composantes définies pour le *business model*. Ils procèdent aussi à l'évaluation et aux tests des différents modèles de définition des *business model*.
5. Enfin durant la cinquième phase, des modèles de référence commencent à être appliqués dans le management et la gestion des systèmes d'informations.

El Sawy et Peirera (2013) suggèrent pour leur part une sixième phase dédiée à la construction des théories et à la modélisation dynamique du concept de business model.

Définitions du concept de *Business Model*

Tenter de définir le concept de *business model* conduit souvent à souligner le manque de consensus, ou la confusion entretenue avec d'autres termes du domaine de la gestion, comme « modèle de revenu », ou « modèles économiques », etc. (DaSilva et Trkman, 2014)

Le *business model* est souvent défini comme un concept qui décrit comment une entreprise crée de la valeur. On peut citer ici la définition de Baden-Fuller *et al.* (2000) « *le business model est la logique de l'entreprise, la façon dont elle fonctionne et comment elle crée de la valeur pour ses parties prenantes* ». Magretta (2002) pour sa part définit ce concept comme « *des histoires qui expliquent comment une entreprise marche. Un bon modèle d'affaires répond aux fameuses questions de Peter Drucker : Qui est le client ? Et qu'est ce que la valeur client ? Il répond aussi aux questions fondamentales que doivent se poser les managers: Comment faire de l'argent avec cette affaire ? Et quelle est la logique économique sous-jacente qui explique comment nous pouvons offrir de la valeur aux clients à un coût approprié? »*

Pour comprendre cette logique d'affaires il est nécessaire de décrire les composantes qui constituent un business model, ainsi que les différents liens existants entre ces dernières. Par exemple Johnson, Christensen, et Kagermann (2008) parlent de quatre composantes : « *le business model est un ensemble de quatre éléments verrouillés, qui pris ensemble, créent et délivrent de la valeur. Ces éléments sont la proposition de valeur faite au client, la formule de profit, les ressources clé, et les processus clé* ».

Teece (2010) pour sa part note que « *le modèle d'affaires articule la logique, les données, et d'autres preuves qui supportent la valeur proposée au client, et une structure viable des coûts et des revenus pour l'entreprise délivrant cette valeur* »

La liste des composantes constituant un *business model* varie d'un article à un autre. Shafer *et al.* (2005) identifient quatre catégories de composantes du *business model* : *les choix stratégiques, les réseaux de valeur, la création de valeur, et la capture de la valeur* (Figure.6). Pour définir celles-ci les auteurs ont distingué et regroupé les composantes de *business model* qui ont été citées plus de deux fois dans 12 définitions choisies et retenues parmi des articles publiés sur le concept de modèle d'affaires entre 1998 et 2002 (Figure.7).

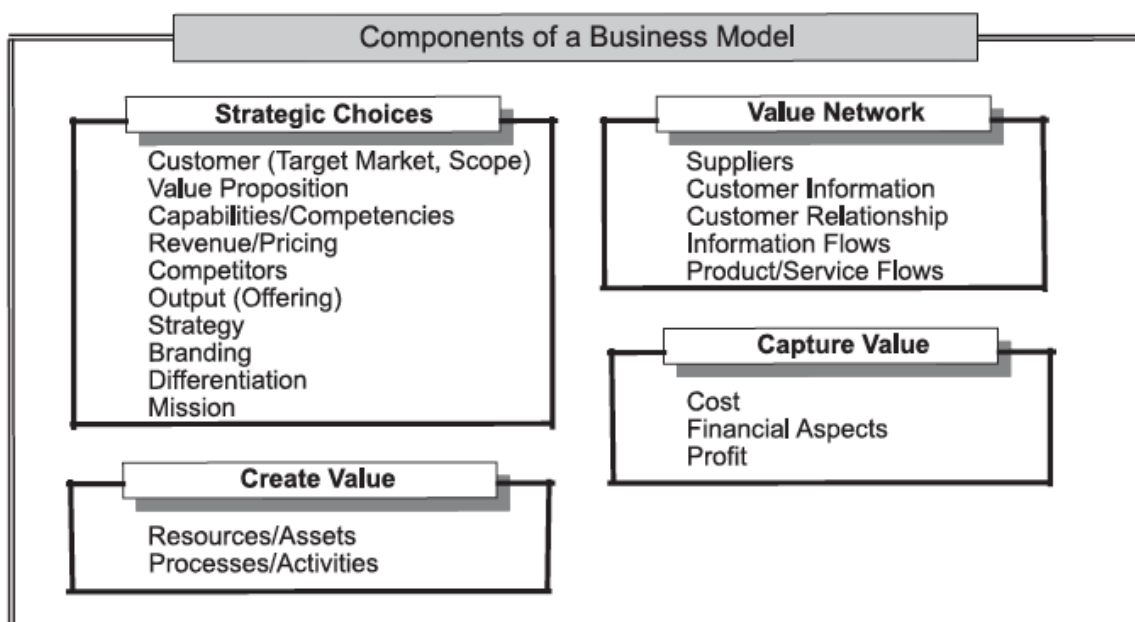


Figure 6 Composantes du *business model* (Shafer *et al.*, 2005)

Table 1 Components of a business model

| | Timmers (1998) | Hamel (2000) | Afuah and Tucci (2001) | Amit and Zott (2001) | Weill and Vitale (2001) | Dubosson-Torbay et al. (2002) | Magretta (2002) | Rayport and Jaworski (2002) | Van Der Vorst et al., 2002 | Hoque (2002) | Chesbrough (2003) | Hedman and Kalling (2003) |
|---------------------------------|----------------|--------------|------------------------|----------------------|-------------------------|-------------------------------|-----------------|-----------------------------|-----------------------------|--------------|-------------------|------------------------------|
| Context | E-Business | Strategy | E-Business | E-Business | E-Business | E-business | Strategy | E-Business | E-business/SCM ^a | Technology | Strategy | IS ^b and strategy |
| <i>Components</i> | | | | | | | | | | | | |
| Value network (suppliers) | X | X | | | X | X | | | X | X | X | X |
| Customer (target market, scope) | | X | X | | | X | X | X | | X | X | |
| Resources/assets | | X | | X | | X | X | | | X | | X |
| Value proposition | | | X | | | X | X | | X | | X | |
| Capabilities/competencies | | X | X | X | | X | | | | | | X |
| Processes/activities | | X | X | | | X | | | X | | | X |
| Revenue/pricing | X | X | X | | | X | | | | | X | |
| Competitors | | | | | | X | X | X | | X | | X |
| Cost | | | | | | X | X | | | | X | |
| Information flows | X | | | X | X | | | | | | | |
| Output (offering) | | | | X | | | | X | | | | X |
| Product/service flows | X | | | X | X | | | | | | | |
| Strategy | | X | | | | | | | | X | X | |
| Branding | | | | | | X | | | | X | | |
| Customer information | | X | | | | X | | | | | | |
| Customer relationship | | X | | | | X | | | | | | |
| Differentiation | | X | | | | | | | | X | | |
| Financial aspects | | | | | | X | | X | | | | |
| Mission | | X | | | | | | | | X | | |
| Profit | | | | | | X | X | | | | | |
| Business opportunities | | | | X | | | | | | | | |
| Cash flows | | | | | X | | | | | | | |
| Create value | | | | X | | | | | | | | |
| Culture | | | | | | | | | | X | | |
| Customer benefits | | | | | | | | X | | | | |
| Customer interface | | X | | | | | | | | | | |
| Economic logic | | | | | | | X | | | | | |
| Environment | | | | | | | | | | X | | |
| Firm identity | | | | | | | | | | X | | |
| Firm reputation | | | | | | | | | | X | | |
| Fulfillment and support | | X | | | | | | | | | | |
| Functionalities | | | | | | | | | X | | | |
| Implementation | | | X | | | | | | | | | |
| Infrastructure-applications | | | | | | | | | X | | | |
| Infrastructure-management | | | | | | X | | | | | | |
| Management | | | | | | | | | | | | X |
| Product innovation | | | | | | X | | | | | | |
| Specific characteristics | | | | | | | | | X | | | |
| Sustainability | | | X | | | | | | | | | |
| Transaction content | | | | X | | | | | | | | |
| Transaction governance | | | | X | | | | | | | | |
| Transaction structure | | | | X | | | | | | | | |

^a Supply chain management.
^b Information systems.

Figure 7 Composantes du *business model* dans la littérature (Shafer et al., 2005)

Par ailleurs, il est important de tenir compte des relations existantes entre les différentes composantes d'un *business model*. Ces liens permettent aussi de distinguer les *business model* et de créer de la valeur. Mahadevan (2000) définit le *business model* comme « une combinaison unique de trois flux essentiels à l'entreprise. Il s'agit de la chaîne de valeur pour les partenaires commerciaux et les acheteurs, le flux de revenus et le flux logistique ». De même, Osterwalder *et al.* (2010) définissent également le *business model* tel un outil composé d'un ensemble d'objets et de concepts dont les différentes relations permettent d'expliquer la logique d'affaires d'une entreprise spécifique. Ils notent de ce fait, qu'il est nécessaire de distinguer les concepts et les relations permettant une description simplifiée et une représentation de ce qu'est la valeur délivrée aux clients, comment s'opère le tout, et quelles en sont les conséquences financières.

La littérature sur les *business model* est en plein essor. De nombreux travaux ont été consacrés à l'analyse et à la synthèse de ses théories (Zott *et al.*, 2011 ; Massa *et al.*, 2017). Par exemple Zott *et al.* (2011) proposent une classification de la littérature existante sur le sujet des modèles d'affaire sur la base d'une analyse approfondie et rigoureuse de plus de 100 articles académiques et professionnels. Les auteurs constatent qu'il existe beaucoup de disparités sur les définitions de ce concept, et que la littérature consacrée à ce sujet a été développée en mode silos. Ils identifient (p.6) trois champs d'intérêts auxquels ce concept a été consacré (1) *l'e-business et l'usage des technologies de l'information dans les organisations* (2) *les questions stratégiques telles que la création de valeur, l'avantage concurrentiel, et la performance de l'entreprise* (3) *l'innovation et la gestion des technologies*.

Plus récemment encore, Massa *et al.* (2017) constatent eux aussi une grande disparité dans la littérature concernant la définition du *business model* et la fonction qui peut lui être attribuée. Selon ces auteurs cette hétérogénéité s'explique par le fait que les différents travaux réalisés sur ce concept ont été mobilisés dans des contextes différents et spécifiques, ou par le fait que ce nouveau concept n'est pas accepté par la communauté des théories classiques de la stratégie des entreprises.

En analysant de près plus de deux cents articles dédiés au sujet du *business model*, Massa *et al.* (2017) notent que trois interprétations majeures sont données à ce concept: (1) *le business model comme caractéristique des entreprises réelles* ; (2) *le business model comme un*

schéma cognitif/linguistique ; (3) le business model comme des formalisations/conceptualisation formelles de comment fonctionne une organisation.

Ainsi, le *business model* attribué comme propre aux caractéristiques de l'entreprise est souvent déterminé par des études empiriques et classé ensuite dans des catégories illustrées par des archétypes de *business model* connus. Il s'agit par exemple des modèles *freemium*, de modèles où des offres basiques sont proposées gratuitement aux clients, le financement de celles-ci étant espéré d'une autre catégorie de clients qui choisit contre paiement des offres plus élaborées, comme c'est le cas de la plateforme LinkedIn (McGrath, 2010). Il s'agit également du modèle *razor and blade* initié par l'entreprise Gillette : c'est un modèle dont les offres sont combinées, une première partie étant souvent commercialisée à un prix symbolique (le rasoir), alors que son usage ne peut se réaliser sans l'achat répété des consommables (les lames) (Teece, 2010). Ce dernier type de modèle s'est répandu depuis dans différents secteurs d'activités tels que les imprimantes, la construction aéronautique, etc.

Pour cette première interprétation du concept de *business model* (Massa *et al.*, 2017), les définitions varient autour des activités mobilisées par l'entreprise, les ressources et les compétences déployées, les choix stratégiques pour la création/la capture de la valeur, etc. Les auteurs notent également que pour ce type d'interprétation, le *business model* peut être utilisé pour étudier la compétitivité des entreprises (Weill *et al.*, 2011), ou comme un levier de changement dans un secteur d'activité en concurrence (Demil *et al.*, 2015).

A propos de la compétition entre les entreprises, les auteurs (Massa *et al.*, 2017) notent que pour réagir à l'arrivée d'un *business model* innovant les entreprises établies ne remplacent pas directement leur propre *business model* ; elles mettent en place un nouveau *business model* en plus de celui déjà existant (Markides, 2013). Cela peut donner lieu à des similarités entre le nouveau et l'ancien *business model*, comme cela peut créer des conflits. Pour pouvoir gérer ce type de situation, Massa *et al.* (2017) citent les travaux de Markides et Charitou (2004) qui proposent quatre champs d'actions : *la séparation, l'intégration, la séparation par phases ou l'intégration progressive*. Ils citent également les travaux plus approfondis sur la question de Markides et Oyon (2010) qui notent deux possibilités : soit l'entreprise en place adopte le *business model* du perturbateur sachant que cela peut mener à un échec de la stratégie, soit elle met en place un *business model* qui déséquilibre celui du perturbateur.

Au sujet de l'interprétation des *business model* comme des schémas cognitifs/linguistiques, Massa *et al* (2017) notent qu'il s'agit de représentations mentales du système de l'entreprise vues par ses managers et souvent répandues parmi ses employés. Cette définition considère le *business model* comme un moyen d'aide à la décision pour les dirigeants leur permettant de mieux se concentrer et de simplifier la complexité de l'environnement auquel l'entreprise est confrontée. Ici le modèle d'affaire est vu comme un schéma mental implicite et non comme une représentation matérielle ou conceptuelle de l'entreprise. Les auteurs soulignent cependant que le risque avec ce type d'interprétation est l'inertie, à savoir que les managers habitués à une certaine schématisation mentale, ne vont pas tenir compte de tous les facteurs environnementaux et auront tendance à reproduire automatiquement le même *business model*. Même si une telle vision du modèle d'affaire est intéressante pour communiquer (interne/externe) sur des projets innovants et les activités de l'entreprise, il est nécessaire de matérialiser ces représentations par des schémas conceptuels.

Massa *et al* (2017) notent que parmi les interprétations dominantes du *business model* dans la littérature on retrouve celles de la description conceptuelle formelle. Il s'agit ici de représentations explicites du *business model* à travers des graphiques, des symboles, etc. Les différents auteurs ayant attribué ce type de définition au *business model*, mettent l'accent sur l'aspect descriptif du concept ainsi que son illustration par des représentations conceptuelles formelles qui décrivent comment une entreprise parvient à atteindre ses objectifs. Les auteurs soulignent que le recours à ce type de schémas est déployé surtout pour expliquer des environnements et des systèmes complexes. Les représentations conceptuelles d'un même *business model* peuvent être différentes selon différents facteurs : le degré d'abstraction souhaité dans la représentation du contenu (les composantes du *business model*) et dans la sémantique des symboles ou graphiques utilisés pour le construire.

Par rapport au degré d'abstraction, on retrouve des définitions qui décrivent de près les activités de l'entreprise telles que le modèle d'affaire comme *un système d'activités interdépendantes* (Amit et Zot, 2001) ou comme *un système de choix interdépendants et leurs résultats* (Casadesus-Masanell et Ricart, 2010). A un degré plus élevé, on retrouve des propositions de définitions de modèles génériques pouvant être adaptés à différents types d'activité, comme le modèle canevas d'Osterwalder et Pigneur (2010).

Concernant le contenu d'un *business model*, les auteurs rappellent que de nombreux travaux ont été réalisés pour en étudier les composantes (Shafer *et al.*, 2005 ; Morris *et al.*, 2005; Osterwalder *et al.*, 2005 ; Zott *et al.*, 2011 ; Klang *et al.*, 2014). Les définitions proposées varient selon la liste des composantes constituant un modèle d'affaire. Au final, concernant les définitions de *business model* par formalisation conceptuelle, Massa *et al* (2017) insistent sur le manque d'accord concernant le choix des composantes essentielles qui le caractérisent.

Les auteurs citent différentes définitions qu'on retrouve dans la littérature du *business model* comme représentation conceptuelle formelle. Celles-ci sont axées essentiellement, comme on a pu le noter, sur la liste des composantes constituant le modèle d'affaire. Par exemple, Itami et Nishino (2010) notent que: « *le business model se compose de deux éléments : le système de l'entreprise et son modèle de profit* ». Yunus *et al.*, (2011) proposent un modèle d'affaire qui se compose de trois éléments : « *la proposition de valeur, la constellation de la valeur et l'équation du profit* ».

Concernant les définitions citées par Massa *et al* (2017), elles sont variées du point de vue de leur interprétation mais aussi par rapport à leur fonction. Ainsi on retrouve dans les trois catégories citées par ces auteurs, des modèles d'affaires destinés à différents types d'usages. Par exemple le modèle conceptuel proposé par Demil et Lecocq (2010) permet de décrire et de résumer le fonctionnement d'une entreprise, et comment elle génère des revenus. C'est aussi un outil qui permet de mieux maîtriser l'innovation et d'appréhender les changements de l'environnement de l'entreprise.

Le modèle d'affaire « RCOV » selon Lecocq et al (2006)

Pour définir le *business model*, ces auteurs (Demil et Lecocq, 2010 ; Lecocq *et al.* 2006) proposent un modèle appelé RCOV. Ils tentent à travers cette représentation de mettre en avant les composantes du *business model*, ainsi que les différents liens existants entre celles-ci : « *nous définissons le business model comme les choix qu'une entreprise effectue pour générer des revenus. Ces choix portent sur trois dimensions principales que sont les ressources et les compétences mobilisées (qui permettent de proposer une offre), l'offre faite aux clients (au sens large) et l'organisation interne de l'entreprise (chaîne de valeur) et de ses transactions avec ses partenaires externes (réseau de valeur).* » Ces auteurs illustrent leur définition avec le schéma que nous reprenons en figure 8 ci-dessous.

Concernant la dimension des ressources et des compétences, Lecocq *et al.* (2006) s'inspirent de l'approche RBV « *Ressource Based View* » d'Edith Penrose (1959) qui considère que la croissance de l'entreprise provient des ressources qu'elle détient. Cela rejoint aussi les travaux de l'approche par les ressources de Wernerfelt (1984) et Barney (1991) : cette théorie considère que l'avantage concurrentiel d'une entreprise provient essentiellement des combinaisons spécifiques de ses ressources et compétences.

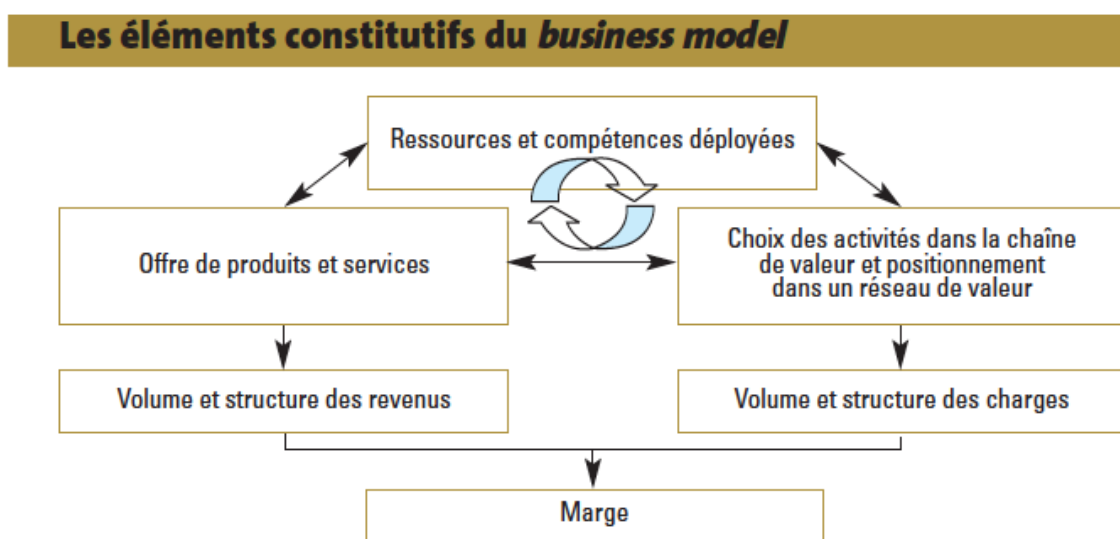


Figure 8 Les composantes du business model RCOV (Demil et al, 2010)

Lecocq et al (2006) considèrent que les ressources et les compétences « RC » sont des moyens que l'entreprise détient ou qu'elle peut acquérir ou améliorer, afin de générer des revenus. Elles sont divisées en deux catégories : des ressources et compétences liées à l'activité principale de l'entreprise, et celles qui sont émergentes, et qui donnent souvent lieu à de nouveaux revenus. Les auteurs citent dans ce cas l'exemple du stade de France qui exploite son infrastructure pour des activités culturelles (concerts, spectacles, etc.) en plus de celle du sport, activité à laquelle le stade était initialement dédié. Demil et *al.*, (2013) distinguent cinq familles de ressources et compétences qu'une entreprise peut mobiliser pour son *business model* : « *les ressources physiques, les ressources humaines, les ressources immatérielles (technologies, réputation, relations), les savoir-faire/compétences* »

Le deuxième élément du *business model* décrit dans le modèle RCOV est l'offre de produits et services. Il s'agit ici de définir l'offre permettant de valoriser les ressources et compétences de l'entreprise, et de se distinguer de la concurrence. Cette démarche dépend du secteur d'activité de l'entreprise, et de sa capacité à innover. Selon les auteurs, une entreprise peut innover sa proposition de valeur de deux manières : (1) *valoriser son cœur de métier de manière innovante*, (2) *exploiter de manière traditionnelle ou pas des ressources et compétences qui ne sont pas directement liées au cœur métier de l'entreprise*.

Aussi, pour bien définir sa proposition, il faut identifier les clients cibles auxquels sont destinées les offres de produits et services élaborés. Lecocq et al (2006) précisent que le sens de « client » dans une approche *business model* est beaucoup plus large que celui du client traditionnel. Ils considèrent ainsi « *client toute entité susceptible de fournir des revenus à l'entreprise* ». De ce fait, ils soulignent que dans une approche *business model*, une offre de produits et services peut être destinée à différents types d'acteurs capables de valoriser les ressources et compétences de l'entreprise et lui générer des revenus.

De manière plus détaillée, Demil et al. (2013) décrivent le volet d'une offre de produits et services selon les trois éléments suivants (tableau.3) : (1) les clients cibles et leurs segments ; (2) l'offre proprement dite des produits ou de service et; (3) le mode d'accès qui décrit le lieu où sont commercialisées les offres et les conditions d'accès à celles-ci (self-service, assistance, accompagnement, etc.) ; ainsi que les prix de la proposition de valeur qui varie entre gratuité et paiement.

| <i>Clients</i> | | <i>Offre</i> | | | <i>Mode d'accès</i> | | |
|-----------------------------|--------------------------------|-------------------------|-------------------------|--|------------------------|--|---|
| <i>Cibles</i> | <i>Groupes</i> | <i>Promesse</i> | <i>Produit /service</i> | <i>Groupes</i> | <i>Lieux</i> | <i>Conditions</i> | <i>Prix</i> |
| <i>Consommateurs</i> | <i>Besoins similaires</i> | <i>Simplicité</i> | | <i>Individuel</i> | <i>Information</i> | <i>Service automatisé</i> | <i>Gratuit (freemium, razor/blade, plate-forme)</i> |
| <i>Entreprises</i> | <i>Besoins complémentaires</i> | <i>Performance</i> | | <i>Bundling (Mêmes produits ou produits complémentaires)</i> | <i>Conception</i> | <i>Self-service</i> | <i>Payant</i> |
| <i>Médias</i> | | <i>Prix</i> | | | <i>Achat</i> | <i>Assistance</i> | |
| <i>Institutions locales</i> | | <i>Sécurité</i> | | <i>Part</i> | <i>Prestation</i> | <i>/</i> | |
| <i>Fournisseurs</i> | | <i>Valorisation</i> | | <i>Plateforme</i> | <i>Post-prestation</i> | <i>Prestation unique</i> | <i>Indéterminé (Subvention, pay as you want)</i> |
| <i>Actionnaires</i> | | <i>Personnalisation</i> | | | | <i>Abonnement</i> | <i>/</i> |
| <i>Employés</i> | | <i>Plaisir</i> | | | | <i>Forfait</i> | |
| <i>Concurrents</i> | | | | | | <i>Usage/temps</i> | |
| <i>...</i> | | | | | | <i>Performance</i> | <i>/</i> |
| | | | | | | <i>Prix fixe (non dégressif, dégressif)</i> | |
| | | | | | | <i>Prix variable (yield management, enchères, négociation, avantages fidélité)</i> | |

Tableau 2 Eléments de la composante Offre Produits et services du modèle RCOV (Demil et al, 2013, p.120)

La troisième composante du *business model RCOV*, concerne le volet organisationnel de l'entreprise. Il est question ici de distinguer les différentes activités intégrées dans le processus de création de valeur. Celles-ci peuvent être assurées en interne, par l'entreprise, comme elles peuvent être confiées à des acteurs externes. La mise en place de la partie organisationnelle du *business model*, donne lieu à des réflexions sur le processus de création de valeur. Il existe trois modes permettant la configuration de valeur : la chaîne de valeur (Porter, 1985), l'atelier de valeur, ou le réseau de valeur (Stabell et Fjelstad, 1998).

En se basant sur la classification de Thompson (1967), Stabell et Fjelstad (1998) distinguent en effet ces trois modes de configuration de valeur. Ils ajoutent ainsi à la chaîne de valeur de Porter (1985) l'atelier de valeur « *Value Shop* », et les réseaux de valeur « *Value network* ». Ils précisent que les ateliers de valeur (Figure.9) permettent d'illustrer les entreprises où la valeur est créée via la mobilisation des ressources et des activités pour répondre à des besoins spécifiques et particuliers des clients. Il peut s'agir de solutions clés en main comme celles proposées par les structures de conseil.

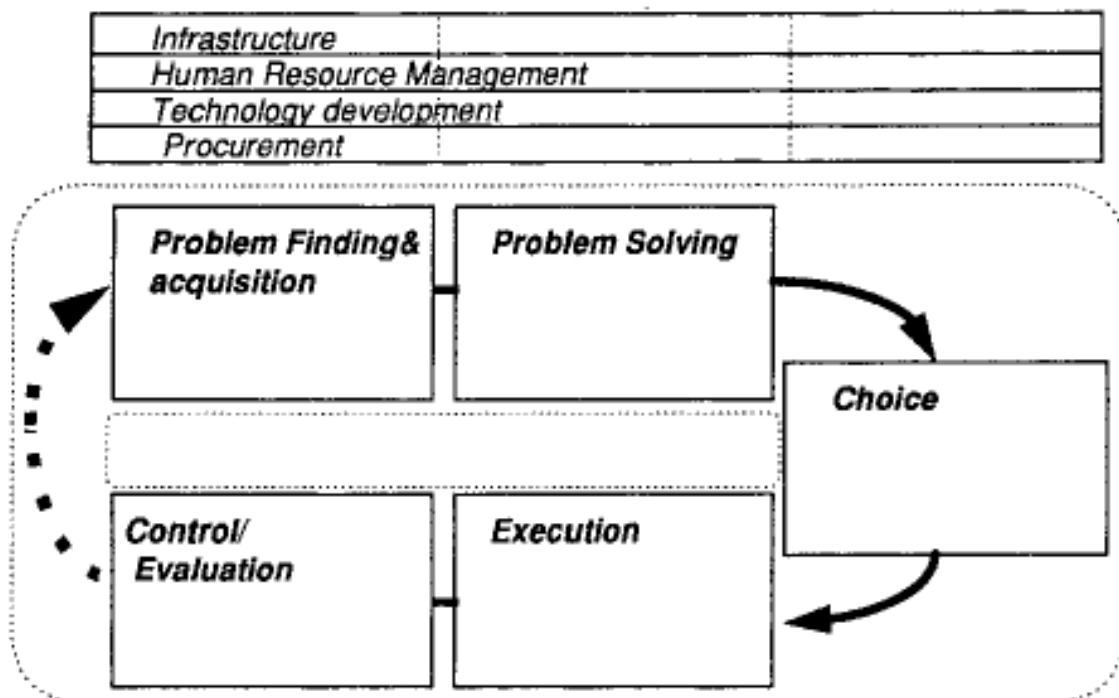


Figure 9 Schéma d'un atelier de valeur selon Stabell et Fjelstad, 1998

Pour ce qui est du réseau de valeur, les auteurs indiquent que celui-ci permet d'illustrer le processus de création de valeur des entreprises qui recherchent l'exploitation d'un réseau de relations entre différents acteurs au moyen d'une technologie de médiation (Figure. 10)

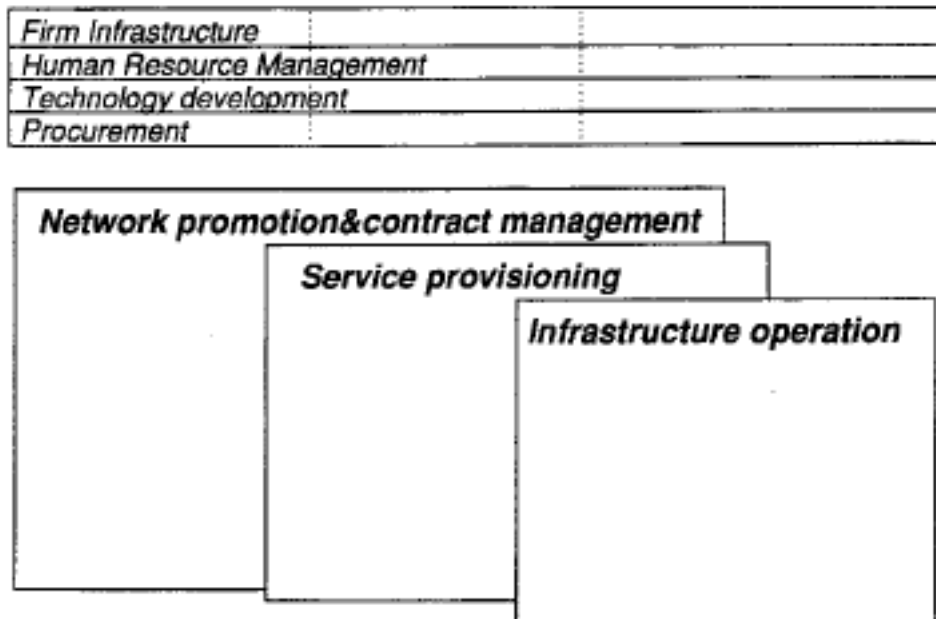


Figure 10 Schéma d'un réseau de valeur selon Stabell et Fjeldstad (1998)

Par conséquent, selon le mode de configuration de valeur retenu, l'entreprise peut déterminer les tâches à réaliser, les compétences et les ressources nécessaires à son *business model*, ainsi que les prestataires à mobiliser et la nature de la relation qui les relie. Stabell et Fjeldstad (1998) considèrent que la chaîne de valeur, pour sa part, est une configuration adaptée surtout à des entreprises de certains secteurs d'activités, dont les *process* sont hautement standardisés, et les tâches répétitives.

Les choix opérés par l'entreprise sur les trois composantes du *business model* que sont (1) les ressources et les compétences, (2) la proposition de valeur, ainsi que (3) l'organisation, déterminent la structure des revenus et la structure des charges que l'entreprise doit supporter (Lecocq et *al.*, 2006).

Concernant les revenus et les flux d'encaissements, ces derniers sont le résultat direct des choix opérés pour définir la proposition de valeur. Quant au modèle de revenus, il est déterminé par différents éléments (Tableau.3), tels que le volume des revenus liés aux ventes de produits/services, ou à la location, et la stabilité de ces revenus à savoir s'ils sont récurrents ou pas, ainsi que les flux d'encaissements.

| <i>Volume des revenus</i> | <i>Structure des revenus</i> | <i>Flux d'encaissements</i> |
|--------------------------------------|--------------------------------|---|
| <i>Vente de produits</i> | <i>Revenus récurrents</i> | <i>Encaissement avant prestation</i> |
| <i>Vente de services</i> | <i>Revenus non récurrents</i> | <i>Encaissement après prestation</i> |
| <i>Accès (Location/prêt/Licence)</i> | <i>/</i> | <i>Montant et/ou part des revenus non convertis en encaissement</i> |
| | <i>Revenus saisonniers</i> | |
| | <i>Revenus non saisonniers</i> | |

Tableau 3 Exemples de modèles de revenus dans le modèle d'affaire RCOV (Demil et al, 2013; Warnier et al, 2016)

Pour ce qui est des coûts générés, les auteurs emploient l'expression « modèle de coûts », qui regroupe les différents coûts liés aux choix des composantes du *business model*. Le modèle de coûts se définit donc par le volume des coûts, la structure des coûts, et les flux de décaissements. La marge du *business model* est définie pour sa part à partir des flux de revenus et de la structure des coûts.

La définition du modèle d'affaires selon l'artefact RCOV (Lecocq et al, 2006 ; Demil et al, 2010) peut être mobilisée aussi bien pour la création d'un nouveau *business model*, que pour l'analyse de *business model* d'une activité existante. Ce modèle conceptuel décrit le processus de construction d'un modèle d'affaires en intégrant différents choix de l'organisation, à savoir les ressources et les compétences génératrices de revenus, les offres et les services valorisant ces ressources, la façon dont sont structurés les revenus générés, et comment rémunérer les ventes réalisées.

La mise en avant des différentes interactions entre les composantes du *business model* illustre l'aspect dynamique de ce modèle d'affaires. On peut lui reconnaître une forme de souplesse,

car il permet d'adapter et agencer ces différents éléments selon l'évolution de l'activité qui peut différer de celle attribuée lors de l'élaboration initiale du *business model*.

Par ailleurs, le modèle RCOV permet de dépasser le simple rôle d'illustration/design des activités de l'entreprise auquel peuvent se limiter certains modèles de *business model*. Cela est possible à travers une meilleure représentation des interactions entre les différentes composantes du modèle d'affaires, surtout si celles-ci sont complexes (Demil et al, 2013). D'ailleurs concernant le processus de création de valeur, nous avons noté que les auteurs ne se limitent pas à l'aspect linéaire de la chaîne de valeur (Porter, 1985), ils citent aussi les différentes alternatives possibles que sont l'atelier de valeur et le réseau de valeur (Stabell et Fjelstad, 1998). Ces différents concepts issus des théories du management stratégique permettent une meilleure description de l'activité à présenter dans le *business model*.

Ce qui caractérise aussi ce modèle RCOV c'est qu'il s'inspire de la théorie de la croissance des firmes d'Edith Penrose (1959). Dans cette théorie l'auteur explique qu'une entreprise peut se distinguer à travers ses ressources (humaines, matérielles et immatérielles) et des compétences distinctes permettant une exploitation spécifique de ces ressources. Cela permet à l'entreprise d'acquérir de l'expérience et de générer des connaissances intégrées à son mode de gestion ; la croissance est ainsi fondée sur le processus de cumul de ses connaissances.

En adhérant à cette logique de Penrose (1959), Lecocq *et al* (2006) notent que la composante « ressources et compétences » du *business model* permet de générer des revenus pour l'entreprise par le biais de différentes combinaisons et exploitations qui lui sont propres.

Nous avons étudié différents types de *business model* proposés dans la littérature, et nous avons retenu l'aspect parcimonieux du modèle RCOV concernant le nombre des composantes qu'il retient (Demil *et al*, 2013). Ces différents points nous semblent ainsi tout à fait adaptés à notre contexte de recherche, dont la description et la complexité nécessitent un outil tel que le modèle RCOV.

Le e-business model

Dans le contexte d'émergence des nouvelles technologies, certains auteurs (Osterwalder *et al.*, 2002 ; Torbay *et al.*, 2001) ont proposé des définitions de modèles d'affaires adaptés à ce nouveau type d'activités que développent alors les *start-up* de l'internet ; ils nomment ces

modèles *e-business model*. Leur analyse se fait sur la base d'une structure de *business model* spécifique aux entreprises *du e-business* dans l'objectif de leur fournir un outil adapté leur permettant de mieux s'organiser. Osterwalder et Pigneur (2002) considèrent que la bonne compréhension de l'usage des *e-business model* est essentielle dans un environnement dynamique et instable. Zott *et al.* (2011, p.6) précisent que « *e-business* » signifie « *faire des affaires par voie électronique, cela comporte les activités du e-commerce, des e-markets, ainsi que les entreprises qui font des transactions commerciales avec leurs partenaires et clients, via internet* ».

Torbay *et al.* (2001) rapprochent l'utilité du concept d'*e-business model* dans le *e-business* à celle du *business model* classique. Ils citent Persson et Stirna (2001) : « *l'e-business model tient un même rôle qu'un business model classique. A savoir que cette modélisation permet aux firmes de développer une vision des affaires et des stratégies, d'aligner et de mettre à jour leurs opérations business, de partager les informations sur leur vision et leurs business, et d'assurer l'adhésion des décisions prises et ce en impliquant l'ensemble des parties prenantes* ».

Ainsi, tel un modèle d'affaires classique, un *e-business model* se compose de différents éléments. On peut citer Osterwalder *et Pigneur* (2002) qui définissent un *e-business model* à partir de quatre composantes (Figure 11) : les produits et les services (*Product innovation*) offerts par l'entreprise, la relation client (*Customer Relationship*), l'infrastructure et le réseau des partenaires de l'entreprise (*Infrastrucure Management*), et enfin l'aspect financier (*Revenue, Value added, Costs*). Ils décrivent chacune de ces composantes en considérant les apports des technologies de l'information et de communication sur celles-ci. Par exemple, pour définir la composante de l'innovation produit, ils soulignent les nombreuses opportunités qu'offrent les technologies pour innover sur la façon de créer et capturer de la valeur. Ils précisent également comment les technologies rendent plus facile et plus rapide le recueil des informations, et comment elles rapprochent l'entreprise de ses clients.

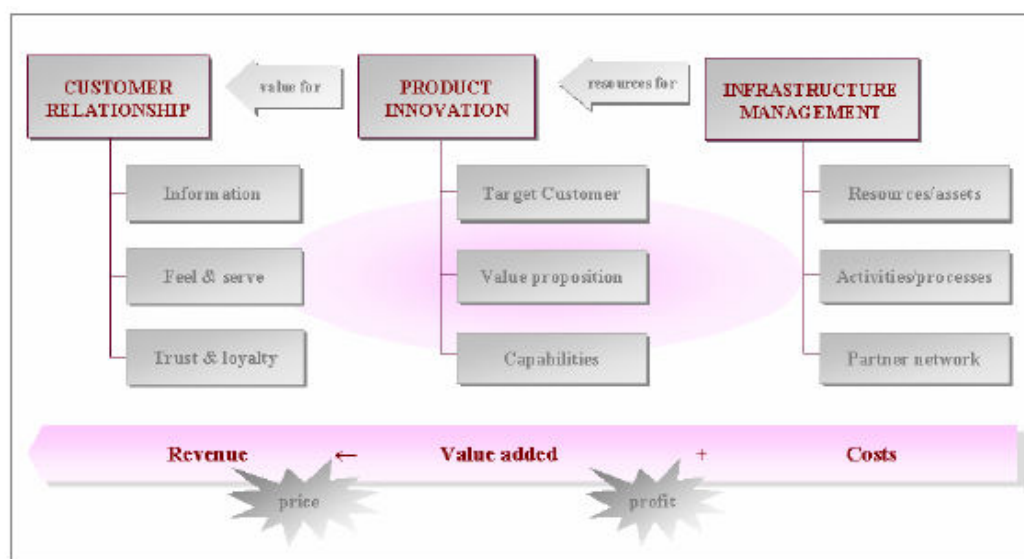


Figure 11 Canevas du *e-business model* (Osterwalder et Pigneur, 2002)

En ce qui concerne le management de l'infrastructure, les auteurs mobilisent trois concepts clés : les ressources et les compétences ; les activités et les processus ; ainsi que le réseau de partenaires. Pour décrire la configuration des activités et des *process*, Osterwalder et Pigneur (2002) utilisent les théories de chaîne de valeur (Porter *et al.*, 1985) et de réseau de valeur (Stabell *et al.*, 1998). Ils notent ainsi que les activités les plus concernées dans le contexte de *e-business* sont celles de *supply chain management*, d'« *efficient consumer response* » ou ECR, ou l'*e-procurement*. S'agissant du réseau de partenaires, les auteurs soulignent que les nouvelles technologies ont considérablement diminué les coûts de transaction et permis aux entreprises de réorganiser leurs réseaux de partenariat. Par exemple dans la grande distribution, la mise en place de systèmes d'inventaire partagé (VMI : *Vendor Management Inventory*) a permis aux enseignes de déléguer une grande partie des activités de réapprovisionnement et de gestion des stocks à leurs fournisseurs respectifs. Ils citent également les différents travaux réalisés afin de décrire les nouvelles formes de réseaux stratégiques, tels que les réseaux de valeurs (Nalebuff, Brandenburger, 1996), ou les *b-webs* (Tapscott *et al.*, 2002).

Concernant la composante sur les finances de l'entreprise, Osterwalder et Pigneur (2002) expliquent comment les TIC impactent l'aspect financier du *business model*. Cela concerne le modèle de revenu, la structure des coûts et le modèle de profit. Par exemple, le modèle de

revenu est fortement impacté par les nouvelles technologies : les entreprises abandonnent l'idée du prix fixe/juste et mettent en place de nouveaux mécanismes plus souples pour fixer les prix.

La proposition de cette définition du *e-business model* par les auteurs est élaborée afin de mettre à disposition des professionnels et des chercheurs un outil leur permettant une meilleure conception de leurs activités. Cela est essentiel dans le contexte du développement rapide des nouvelles technologies et l'environnement complexe et dynamique de la fin des années 1990 et du début des années 2000. Osterwalder et Pigneur (2002) notent : « *Managers have to understand the new opportunities offered by ICT, integrate them into their existing business models and share them with other stakeholders* »

Pour aller plus loin dans la définition de ces nouveaux *e-business model* et de leur environnement technologique, de nombreux travaux se sont succédé afin de mettre en place des classifications des entreprises spécialistes dans le domaine. L'idée est de parvenir à proposer des modèles types du *e-business*, ou des typologies. Abordons quelques uns de ces articles dans ce qui suit.

Classification des *e-business model* :

Zott *et al.* (2011) citent les différents auteurs ayant contribué à cet exercice de classification des entreprises du *e-business* comme: Timmers, 1998 ; Tapscott *et al.*, 1999 ; Rappa, 2001 ; Torbay *et al.*, 2002 ; et Osterwalder et Pigneur, 2002.

Tapscott *et al.* (1999), proposent une typologie de *business model* émergents parmi les nombreux cas qu'ils ont étudiés dans le contexte du digital. Ils définissent un *b-web* tel : « *un système distinct de fournisseurs, de distributeurs, de fournisseurs d'infrastructures, de fournisseurs de services commerciaux, et de clients qui utilisent internet comme premier moyen de transaction et de communication* ». Ils qualifient ainsi un *business* de *b-web*, comme celui qui réunit les neuf attributs précis que sont (Tapscott *et al.*, 1999 ; p.19) :

1. *L'infrastructure internet* : les entreprises de type *b-web* utilisent internet comme premier moyen d'échange et de transactions.
2. *Innovation sur la valeur proposée* : un *b-web* propose de la valeur de manière innovante et différente de celle proposée dans les business classiques

3. *Multientreprise capability machine* : Un *b-web* maximise ses rendements à travers son partenariat avec différentes entreprises de type *b-web* elles aussi.
4. *Cinq classes de participants* : les auteurs écrivent en effet p 19 qu'*un b-web comprend cinq types de participants, il s'agit de : (1) les clients qui participent à la création de valeur du b-web, (2) les fournisseurs de contexte (context providers) qui facilitent l'interface entre les clients et le b-web, (3) les fournisseurs de contenu qui se chargent de la conception de l'offre proposée aux clients, (4) les fournisseurs des services du commerce électronique qui facilitent le déroulement des affaires du b-web, tels que la gestion financière, la logistique, la sécurité, etc., (5) les fournisseurs d'infrastructures qui mettent en place tout ce qui est infrastructure physique, électronique et de communication.*
5. *La coopetition* : fait référence à la compétition et la coopération existantes en même temps entre les différentes entreprises de type *b-web*.
6. *Centricité du client*: une entreprise de type *b-web* privilégie la satisfaction des ses clients et ajuste sa production aux besoins de ses clients
7. *Context reigns* : pour les entreprises de type *b-web* les responsables des fournisseurs de contexte jouent un rôle primordial dans la gestion de la création de valeur.
8. *Les règles et les normes* : les participants adhèrent volontairement aux règles d'engagement d'un *b-web*.
9. *Bathed in knowledge* : les participants du *b-web* échangent essentiellement des données et des informations sur internet.

Tapscott *et al.* (2000) désignent deux axes dans la différenciation de ces entreprises : « le contrôle économique et l'intégration de la valeur ». Concernant le contrôle économique, les auteurs parlent d'un contrôle qui divise les *b-web* en deux types d'organisations, celles qui font appel à un seul leader, « les *b-web* hiérarchiques », et celles qui ne nécessitent pas de leader unique, appelées « *self-organizing* ». Ces dernières s'organisent en laissant la dynamique du marché définir les prix et la valeur des produits/services qu'elles proposent, comme *eBay*, où ce sont les participants qui gèrent le contenu des offres, et qui fixent les prix.

A la différence des organisations « *self-organizing* », les *b-web* hiérarchiques centralisent la responsabilité de définir le contenu de la valeur proposée, et la fixation des prix. Ainsi,

Amazon et Walmart contrôlent la détermination des prix, l'assortiment des produits à commercialiser, ainsi que la gestion de la relation client.

Concernant le deuxième axe de différenciation des *b-web*, « l'intégration de la valeur », celui-ci permet de distinguer trois types d'entreprises *b-web* : (1) celles qui misent sur une forte intégration, (2) celles qui choisissent une faible intégration de la valeur, et (3) celles qui se positionnent entre une forte intégration et une faible intégration de la valeur. Par valeur, Tapscott *et al* (2000) entendent « le bénéfice qu'obtient un utilisateur d'un produit ou d'un service »

Pour les *b-web* à forte valeur intégrée, il est question d'intégrer plusieurs contributions dans le processus de création de valeur. Les auteurs citent l'exemple d'IBM qui intègre différents fournisseurs dans la création de ses produits informatiques. A propos des *b-web* à faible valeur intégrée, les auteurs parlent d'entreprises qui préfèrent avoir recours à plusieurs solutions plutôt qu'une seule. Ils citent Ingram Micro, un grossiste de produits technologiques, qui ne fait aucune production et se charge uniquement de la distribution, en proposant les offres de plus de 1500 fabricants.

A propos des *b-web* entre forte et faible valeur intégrée, les auteurs citent l'exemple d'un fournisseur dans le domaine de la restauration, qui gère en partie la logistique des restaurants, et regroupe sur un catalogue en ligne l'ensemble des producteurs.

En se basant sur ces deux axes, « le contrôle économique » et « l'intégration de la valeur », Tapscott *et al* (2000), parviennent à distinguer 5 types de modèles d'affaires des entreprises *b-web* (Figure.12) qu'ils nomment: « *Agora, Aggregation, Value Chain, Alliance, et Disruptive Network* ». Chacun de ces *b-web*, se distingue par des critères spécifiques (Tableau.4).

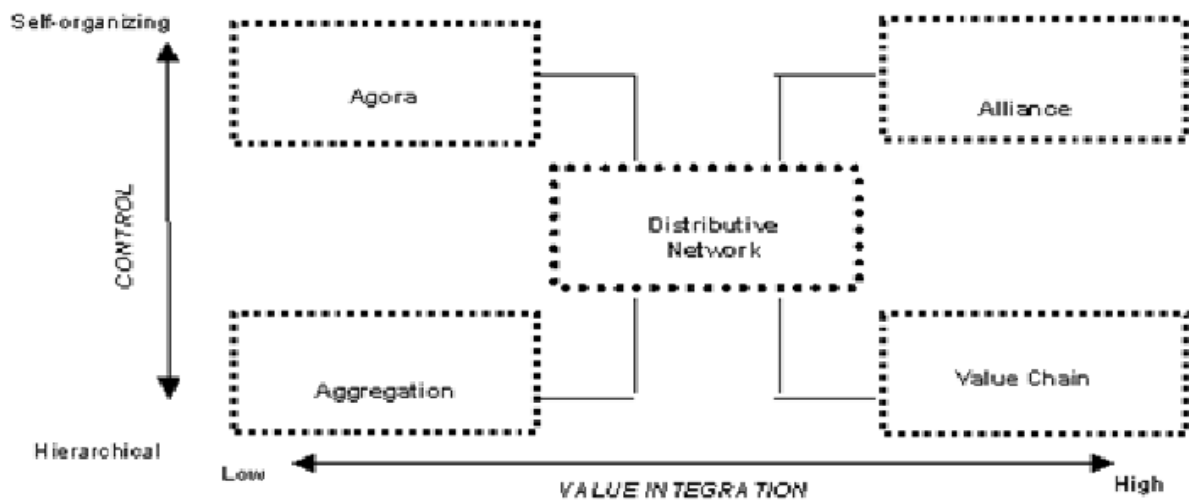


Figure 12: Typologie des business model du b-web de Tapscott *et al.* (1998)

Un *b-web* de type « *Agora* » réunit les modalités suivantes : il s'agit de *business* qui traitent principalement des sujets sur la tarification dynamique ; la valeur qu'ils proposent consiste en liquidités et conversion de biens en des prix intéressants. Les connaissances d'une entreprise de type « *Agora* » concernent le marché et le timing. Les processus clé portent sur la découverte des prix. Enfin, dans ce type d'entreprise le consommateur joue le rôle d'un acteur du marché. Parmi les exemples cités sur ce type d'entreprises on retrouve *eBay*.

Pour les *b-web* de type « *Aggregator* », la valeur proposée est « *l'optimisation de la sélection, de l'organisation et du prix, la commodité, l'appariement et la satisfaction* ». Le consommateur tient ici le rôle d'acheteur. Les connaissances **des** ce type d'entreprises sont axées autour de la segmentation du marché, et de la satisfaction. Par ailleurs, les *process* clé concernent la réponse aux besoins. Parmi les cas cités pour ce type de *b-web*, on retrouve Amazon. Les auteurs décrivent les agrégateurs comme des intermédiaires à valeur ajoutée, entre les producteurs et les consommateurs.

| | <i>Agora</i> | <i>Aggregation</i> | <i>Value Chain</i> | <i>Alliance</i> | <i>Distrubtive Network</i> |
|--------------------------|--|---|--|--|--|
| Main theme | <i>Dynamic pricing</i> | <i>Selection and convenience</i> | <i>Process integration</i> | <i>Creativity</i> | <i>Allocation/distribution</i> |
| Value proposition | <i>Liquidity-converting goods into a desirable price</i> | <i>Optimization of selection, organization, price, convenience, matching, and fulfillment</i> | <i>Design and delivery of an integrated product or service that meet specific set of customer needs.</i> | <i>Creative collaboration in aid of a goal shared across a community of contributors</i> | <i>Facilitate the exchange and delivery of information, goods and services</i> |
| Customer role | <i>Market player</i> | <i>Buyer</i> | <i>Value driver</i> | <i>Contributor</i> | <i>Sender/recipient</i> |
| Knowledge focus | <i>Timing Market Intelligence</i> | <i>Market segmentation Supplier offerings Fulfillment</i> | <i>Innovation Supply-chain management</i> | <i>Community Creativity Standards and roles</i> | <i>Network optimization Visibility and transparency</i> |
| Key process | <i>Price discovery</i> | <i>Needs matching</i> | <i>Product design Supply-chain management</i> | <i>Innovation</i> | <i>Distribution</i> |
| Exemples | <i>Yahoo ! Classifieds eBay Priceline AdAuction NASDAQ MetalSite FreeMarkets</i> | <i>Amazon.com Chemdex HomeAdvisor Webvan E*Trade Travelocity WSJI</i> | <i>Cisco Systems Dell Computer General Motors Celestica Bidcom</i> | <i>America Online NetNoir Linux MP3 Wintel</i> | <i>Enron UPS AT&T Wells Fargo Internet</i> |

Tableau 4 Typologie des e-business web selon Tapscott et al, 1999

On retrouve dans la littérature, d'autres propositions de typologies de *business model* des entreprises du *e-business*. Ces travaux de classification ont grandement contribué entre la fin des années 90 et le début des années 2000, à la description des nouvelles activités émergentes sur le net. Dans une même approche mais un contexte différent, celui du *Big Data*, nous avons identifié quelques travaux de classification des entreprises. Il s'agit de descriptions des *business model* du *Big Data* développés à partir de la littérature et des théories des *business model*. C'est ce que nous exposons dans la section qui suit.

Section 2 : Les *business model* du *Big Data* dans la littérature :

Dans la littérature, il existe des travaux consacrés à la description des apports *business* du *Big Data* (Chen *et al*, 2012 ; Loebbecke et Picot, 2015). Certains auteurs tentent même de proposer des typologies de modèles d'affaires du *Big Data* (Muhtaroglu *et al*, 2013 ; Hartmann *et al.*, 2016), ou des modèles décrivant l'usage *business* du *Big Data* (Bénavent, 2014).

Les applications *business* du *Big Data*

De nombreux auteurs se sont intéressés au sujet du numérique et du *Big Data* d'un point de vue potentiel *business* et transformations conséquentes (Chen *et al*, 2012; Westerman *et al*, 2014 ; Loebbeck et Picot, 2015 ; Günther *et al*, 2017).

Les outils d'analyse et de *business intelligence* du *Big Data* (Chen *et al.*, 2013)

Chen *et al* (2012) décrivent les différentes applications *business* possibles dans le cadre du développement des technologies BI&A (*Business Intelligence and Analytics*). Ils définissent ces solutions comme étant : « *des technologies, des techniques, des pratiques, des systèmes, des applications qui analysent des données des entreprises afin de leur apporter une meilleure compréhension de leur business, du marché ainsi que de meilleures prises de décisions... Elles comportent aussi des pratiques orientées par une approche business et permettant des applications à forte valeur ajoutée telles que le e-commerce, l'intelligence des marchés, etc.* »

Considérant ces technologies et leur lien fort avec le *Big Data*, Chen *et al* (2015) décrivent les solutions commerciales et les différentes applications existantes, ainsi que les développements futurs attendus dans les secteurs d'activités du : (1) *e-commerce et l'intelligence des marchés* ; (2) *l'e-gouvernement et la politique* ; (3) *la science et les technologies* ; (4) *la santé intelligente et le bien-être* et (5) *la sécurité publique*. Par exemple, concernant le domaine de la santé, les auteurs considèrent celui-ci très prometteur pour le développement de nouvelles approches de gestion et de relation avec les patients basée sur les solutions d'analytique, surtout que les données sur les patients sont fournies dans des formats standardisés à l'échelle internationale.

La disponibilité des données sur les dossiers des patients dans ce format EHR (*electronic health records*) ouvre de nombreuses opportunités pour les analyses et le développement des applications. Les auteurs citent les travaux de Lin *et al* (2011) qui ont pu développer un système précis et sûr sur le traitement symptomatique des maladies. Pour mettre en place cette solution, ils ont développé des règles d'association puis exploré une base de données (Format EHR) de plus de 2 millions d'enregistrements de patients et une classification internationale des maladies (ICD-9).

Chen *et al* (2012) soulignent que dans le domaine de la santé, le volume des données produites ne cesse d'augmenter. Elles proviennent de deux sources majeures : « *du Big Data de la génétique (génotype, les séquençages, etc.) et du Big Data payant des fournisseurs (pharmacies, dossiers de santé, mutuelles, commentaires des patients sur les sites de santé, etc.)* ». Elles sont aussi issues des sites des réseaux sociaux et des blogs spécialisés dans la santé.

Pour exploiter ces nouvelles sources importantes de données, les solutions sont nombreuses, diverses et complémentaires, telles que les règles d'association, l'analyse textuelle (santé), l'ontologie, l'analyse des réseaux des patients, l'analyse des effets indésirables des médicaments, etc. Ce sont des domaines prometteurs dans la *business intelligence* et l'analytique de ce secteur de la santé.

Transformation des *business model* et de la société par le *Big Data* (Loebbecke et Picot ,2015)

Pour leur part, Loebbecke et Picot (2015) abordent les différentes possibilités de transformations issues de la numérisation et des analyses du *Big Data*. Ils discutent les différents changements issus de ces technologies sur les *business model* et sur la société, avec un focus sur l'emploi. Selon ces derniers, les améliorations réalisées en termes de gestion des données (Stockage, transformation et analyse) ainsi que les coûts de plus en plus bas ont la capacité d'affecter tout emploi ayant un lien direct/indirect avec la manipulation des données.

Les auteurs tentent ainsi de répondre à la question suivante : « *Comment la numérisation et l'analyse de Big Data remodelent-elles les modèles d'affaires et transforment-elles la société?* ». Selon ces derniers, la transformation des *business model* issue du *Big Data* s'inscrit dans une démarche d'évolution des stratégies SI des entreprises (Bresnahan *et al.*, 2002; Gable, 2010; Malone *et al.*, 2003; Orlikowski et Barley, 2001; Picot *et al.*, 2008; Tams *et al.*, 2014 ; Loebbecke et Picot, 2015), qui implique des modifications en termes de division et de coordination des tâches. Ces changements se traduisent par une nouvelle organisation du travail en termes de temps et d'espace physique, ainsi que de nouvelles formes de coordination entre les entreprises, comme c'est le cas pour le *crowdsourcing* dans les processus de création ou de financement (Majchrzak et Malhotra, 2013 ;Loebbecke et Picot, 2015).

Pour Loebbecke et Picot (2015), le *Big Data* ainsi que les analyses qu'il rend possibles permettent d'améliorer de manière incrémentale les modèles d'affaires des entreprises classiques. L'usage de ces technologies dans ce cas est destiné à optimiser les processus et les activités existantes, et peut remplacer à termes les modèles d'affaires qui ne sont plus efficaces pour ces organisations. Ils citent à ce propos l'entreprise Walmart, entreprise américaine spécialisée dans la grande distribution et pionnière dans l'utilisation du *Big Data* et de l'analytique. En croisant des données météorologiques et des données sur les ventes et les stocks, l'enseigne a pu identifier une augmentation significative de la consommation des tartes aux fraises en plus de celles des lampes de torche et des batteries lorsque des ouragans se produisent. Depuis Walmart augmente les approvisionnements de ces produits dès que des prévisions météo annoncent l'arrivée d'un ouragan.

Loebbecke et Picot (2015) notent également que les nouveaux *business model* inspirés du *Big Data* et de l'analytique peuvent faire disparaître certaines activités, par l'avantage

concurrentiel qu'ils acquièrent grâce à ces nouvelles technologies. Mais ces nouveaux *business model* sont aussi menacés par la standardisation de ces solutions. Cela a été le cas pour le domaine de la musique avec l'arrivée du MP3, mais aussi pour les médias et la publicité avec l'apparition des médias sociaux et des contenus du web.

Pour les recherches à venir, ces auteurs mettent en avant trois grandes thématiques sur lesquelles ils recommandent des travaux afin de mieux identifier les changements futurs ainsi que les différentes stratégies à adopter. Celles-ci concernent : (1) les transformations conséquentes sur les *business model* ; (2) la substitution des emplois ; (3) les politiques à mettre en place afin d'accompagner les individus et les organisations dans la nouvelle société digitale.

Débats de la littérature sur les organisations autour de la valorisation du *Big Data* selon Günther et al (2017)

Günther et al (2017) ont identifié six débats dans la littérature concernant la valorisation du *Big Data* par les organisations. Ils présentent ces derniers selon trois niveaux d'analyse : (1) le niveau opérationnel concerne les interactions des employés dans leur manipulations quotidiennes du *Big Data* et leurs modes de prise de décision ; (2) le niveau organisationnel qui implique l'organisation des ressources et des structures, les processus ainsi que la coordination des différentes activités ; (3) le niveau supra-organisationnel concerne les relations avec les institutions et les différents acteurs et fournisseurs technologiques.

Sur le plan organisationnel, les auteurs traitent deux débats prédominants. Le premier relève de l'organisation des structures et capacités du *Big Data*, à savoir si elles sont décentralisées ou pas. Le second s'applique aux transformations des *business model* des entreprises, afin de créer de la valeur du *Big Data*.

Selon Günther et al, 2017, la mise en place d'une structure centralisée pour le traitement du *Big Data* implique le développement d'un centre de compétences (*A competency center*) : il s'agit « d'une expertise centralisée en matière d'analyse business et de services fournis aux différentes autres départements de l'entreprise ». En contrepartie, une structure décentralisée nécessite la multidisciplinarité et l'interaction entre les différents départements et un travail de partage avec les équipes d'analystes de données pour tout projet *Big Data*. Enfin, il est préconisé de mettre en place des structures hybrides nécessitant les deux modes

d'organisation ; étant complémentaires, elles permettent une meilleure communication et engagement de la part des équipes/ parties prenantes d'un projet *Big Data*.

Concernant les transformations organisées à travers les *business model*, Günther et al (2017) rappellent que les données massives sont considérées comme des ressources clés du modèle d'affaires. Pour les *startup*, l'exploitation du *Big Data* est plus facile ; elle donne lieu à des activités construites en grande partie sur la base de ces technologies, on parle de *data driven business model* (Loebbecke et Picot, 2015). Pour les entreprises déjà en place sur les marchés, il est question de réfléchir sur les changements possibles de leurs modèles d'affaires à travers l'exploitation du *Big Data*. A ce propos, les auteurs rappellent que le *Big Data* peut être mobilisé afin d'améliorer les modèles d'affaires existants, à travers plus d'efficacité et d'efficience dans les activités de l'entreprise. Il peut également contribuer à mettre en place des *business model* innovants, s'il est question de proposition de valeur innovante ou de nouveaux segments clients.

Pour conclure sur ce volet organisationnel, Günther et al (2017) soulignent qu'il existe peu de travaux de recherche sur les modes d'organisations nécessaires et la manière dont l'implémentation du *Big Data* est réalisée par les entreprises. Concernant l'approche par les *business model*, les auteurs notent le manque des études empiriques réalisées sur le sujet des transformations des modèles d'affaires par le *Big Data*.

***Business model* du *Big Data* dans la littérature :**

S'agissant des *business model* du *Big Data*, nous avons pu identifier des travaux à travers lesquels les auteurs proposent une formalisation et une définition de ce que peut être le modèle d'affaires du *Big Data* (Muhtaroglu *et al.*, 2013 ; Hartmann *et al.*, 2016 ; Bénavent, 2014).

Canevas du *business model* du *Big Data* selon Muhtaroglu *et al* (2013) :

Muhtaroglu *et al* (2013) considèrent que l'usage du *Big Data* s'applique à deux grandes types de besoins : (1) le premier concerne la production d'analyses destinées à apporter plus de connaissances pour les entreprises sur leurs clients et un meilleur support dans les prises de décisions ; (2) le deuxième usage consiste à apporter de la valeur aux clients à travers de nouveaux services et des applications qui fonctionnent en temps réel.

Selon ces auteurs les applications résultant du *Big Data* et de l'analytique obligent les entreprises à revoir leur modèle d'affaires classique et à l'adapter aux nouvelles potentialités des données massives. A travers une analyse de différentes applications du *Big Data* dans différents secteurs d'activité, les auteurs tentent d'expliquer l'impact des mégadonnées sur les *business model* existants et les caractéristiques des nouvelles pratiques du *Big Data*. Pour cela Muhtaroglu *et al* (2013) mobilisent la définition du *business model* d'Osterwalder et Pigneur (2010).

Le modèle théorique de ces auteurs, connu sous le nom de *business model canvas* se compose de neuf blocs (Figure.13) représentant les composantes essentielles ainsi que les liens existants entre celles-ci dans le processus de création de valeur d'une entreprise. Muhtaroglu *et al* (2013) décrivent chacun de ces blocs dans le cadre des applications du *Big Data*.

Les éléments du *business model* sont décrits pour des applications du *Big Data* dans des secteurs et des domaines bien précis que sont la géolocalisation, la santé, et la grande distribution...

La proposition de valeur

Les auteurs présentent la valeur offerte par les applications *Big Data* dans différents secteurs d'activité essentiellement pour les services de localisation et pour la santé. Par rapport à la localisation, les offres proposées sont illustrées par les nouveaux services intelligents de navigation guidée (les technologies GPS). Les offres répandues sont celles des cartes basées sur le trafic comme le propose Google, ou des applications de type plateformes renseignées en temps réel par la communauté des utilisateurs comme Waze, récemment acquise par Google. Il existe aussi des solutions qui mettent à disposition des informations à jour sur les travaux routiers, les conditions météorologiques, etc. L'usage de ces applications a apporté de nombreux avantages en termes de gain de temps, d'économie sur la consommation énergétique (carburant), et la baisse d'émission du CO2. Ces économies sont estimées à plus de 500 milliards de dollars d'ici 2020. Il existe également des offres basées sur les données de géolocalisation mais qui ne sont pas utilisées pour la navigation guidée ; il s'agit d'applications permettant la localisation et/ou la notation de différents types de professionnels (médecin, vétérinaire, dentistes, restaurants, mécaniciens, etc.) comme c'est le cas pour l'application Yelp.

| | | | | |
|---|---|---|---|--|
| Key Partners (Who are our key partners/suppliers?) | Key Activities (What key activities do our value propositions require?) | Value Propositions (What value do we deliver to the customer?) | Customer Relationships (What type of relationship does each of our customer segments expect us to establish and maintain with them?) | Customer Segments (For whom are we creating value?) |
| | Key Resources (What key resources do our value propositions require?) | | Channels (Through which channels do our customer segments want to be reached?) | |
| | Cost Structure (What are the most important costs inherent in our business model?) | | Revenue Streams (For what value are our customers really willing to pay?) | |

Figure 13. *Business model canvas* selon Osterwalder et Pigneur (2010)

Concernant la santé, Chen *et al* (2012) le constatent, le volume des données produites dans ce domaine est considérable. Il provient des enregistrements des dossiers des patients, des établissements pharmaceutiques, des structures de recherche et de développement, des réclamations, etc. Selon ces auteurs les applications développées dans ce secteur sont destinées à différents types d'usage à savoir « *améliorer la prise de décision clinique, créer des programmes de soins préventifs et aider les entreprises de produits pharmaceutiques et médicaux dans leurs activités de R & D* ».

Sur le marché les offres sont nombreuses. Certaines sont développées sous formes de plateformes permettant de connecter des médecins entre eux et de partager des informations unifiées pour le suivi des patients. D'autres applications sont mises au point pour les usages des patients, par exemple pour partager leurs expériences sur certaines maladies.

Selon les auteurs, les gains apportés par ce type de développements vont permettre d'améliorer la qualité des services de santé et réduire de manière considérable les coûts et les dépenses. Comme mentionné dans le rapport du *Mckinsey Global Institute* (Manyika *et al.*, 2011), ces économies sont estimées à plus de 300 milliards de dollars par an aux Etats-Unis dont les deux tiers sont liées aux dépenses de la santé.

Dans les autres secteurs, les nouvelles offres mises à disposition des consommateurs sont nombreuses, comme les comparateurs de prix dans la distribution très sollicités dans le parcours d'achat des clients. Il s'agit aussi de l'arrivée d'une nouvelle forme de concurrence, « les places de marché », dont l'activité entière est basée sur le web tels qu'Amazon ou Ebay.

Dans le domaine de l'industrie, les données peuvent être utilisées pour créer des services d'après ventes et de maintenance. Cela est rendu possible grâce au suivi réalisé sur les données issues des capteurs installés sur les produits commercialisés, comme c'est le cas dans l'industrie automobile.

Dans le secteur public, les applications du *Big Data* permettent par exemple de suivre et visualiser les données des dépenses publiques, comme c'est le cas au Royaume Unis avec l'application *WhereDoesMyMoneyGo*.

Les segments clients

Concernant les applications de localisation, elles ciblent surtout un marché de masse, profitant de l'augmentation de la production des smartphones équipés des technologies de géolocalisation. D'autres types de segments clients tels que les gouvernements et les institutions politiques peuvent être concernés par ces applications pour des besoins de sécurité.

Pour les applications du secteur de la santé, les segments les plus visés selon Muhtaroglu *et al* (2013) sont ceux des consommateurs que sont les patients ou toute personne désirant prendre soin de sa santé, ainsi que les fournisseurs, c'est à dire les médecins et les différents praticiens de santé. Ces segments constituent d'importantes sources d'informations pour les établissements de santé (les cliniques et les hôpitaux), leur permettant d'effectuer des analyses plus pointues et d'améliorer ainsi l'efficacité de leurs systèmes.

Les canaux

Il s'agit des différents moyens et dispositifs mis en place pour acheminer les offres aux clients. Pour les applications *Big Data*, elles sont accessibles sur les mobiles par des magasins d'application, tels que Google Play pour les versions Android, ou Apple store pour les iOS. Elles existent aussi sous le format de pages web (ordinateurs et tablettes). Certaines applications peuvent aussi avoir recours aux forces de ventes classiques.

La relation client

Dans le cas des applications du *Big Data*, la relation client est gérée sous différentes formes. Souvent les entreprises mettent à disposition des clients des systèmes où ils sont totalement autonomes et qu'ils utilisent selon leurs propres besoins. Il s'agit aussi de leur proposer des offres personnalisées à travers les systèmes de recommandation qui prennent en compte l'historique des données de navigations ou de transactions des clients. Aussi, dans le cas des applications *Big Data*, les consommateurs participent souvent au processus de création de valeur en partageant leurs informations sur les produits/services, ou en participant aux systèmes de notation, etc.

Les flux de revenus

Concernant les revenus des applications *Big Data*, ils peuvent être garantis par les publicités des annonceurs tout en assurant un service gratuit pour les utilisateurs de la plateforme. C'est

le cas de Waze qui propose à ses usagers des publicités en fonction des données de localisation, pour différents types de commerce ou services se situant à proximité, souvent des restaurants.

Dans le secteur de la santé, ce sont les données elles mêmes qui peuvent être commercialisées comme c'est le cas pour les données des soins des patients qui sont fournies aux entreprises de production des médicaments contre rémunération.

Les ressources clés

Il s'agit des moyens que l'entreprise mobilise pour pouvoir élaborer sa proposition de valeur. Ces ressources peuvent être matérielles ou pas, elles sont surtout associées aux compétences et savoir-faire des employés rendant possibles leur exploitation. Concernant les applications du *Big Data*, Muhtaroglu *et al* (2013) mettent en avant la nécessité de mettre en place des structures souples/évolutives et des plateformes distribuées. Pour cela des serveurs et des architectures de systèmes informatiques distribués telles que Hadoop d'Apache sont souvent utilisés dans le développement. Il est aussi question du besoin croissant de profils spécialistes dans l'analyse de données et dotés d'une solide expérience dans le *data-mining* et les technologies de systèmes distribués à grande échelle ou ULSS⁴. Autre ressource clé pour le développement des applications du *Big Data*, ce sont les bases de données des clients et des communautés utilisatrices de ces applications et surtout à l'origine de la production des données.

Les activités clés

Dans le cadre des applications *Big Data*, les activités clé doivent prendre en compte l'aspect évolutif des plateformes. Les entreprises doivent veiller au bon fonctionnement de leurs applications et tenir compte de la croissance des données produites et du nombre de clients/utilisateurs de leurs offres. Elles doivent aussi faire attention à une concurrence accrue avec l'arrivée de nouvelles applications facilitée par de faibles barrières à l'entrée rendues possible par le modèle des magasins en ligne (Apple Store et Google Play).

⁴ ULSS *Ultra Large Scale Systems* est un terme utilisé dans les domaines de l'informatique, du génie logiciel et de l'ingénierie des systèmes pour faire référence à des systèmes logiciels avec des quantités de matériel, des lignes de code source, des nombres d'utilisateurs et des volumes de données sans précédent.

Les partenaires clés

Dans le cadre des applications *Big Data*, des partenariats peuvent être mis en place avec/entre différents types d'acteurs pour l'acquisition de données, comme pour mettre en place des campagnes publicitaires en ligne par des annonceurs sur l'application de Waze. Les partenariats peuvent aussi être liés aux développements technologiques des infrastructures de ces applications qui font appel à des spécialistes tels qu'Apache (Hadoop) ou Intel.

La structure des coûts

La structure des coûts des applications *Big Data* comprend les coûts liés au développement et maintien de son infrastructure technologique (serveurs, logiciels, énergie, éditeurs logiciels, etc.), ainsi que les coûts liés aux partenariats (acquisition de données) et au marketing (bases de données clients). Ces coûts varient selon chaque type d'application.

A travers cette définition du *business model* du *Big Data* proposée par Muhtaroglu *et al* (2013), nous retrouvons une description détaillée des spécificités des applications *Big Data* répandues dans les différents marchés, mais essentiellement pour les secteurs de la santé ou de la localisation comme l'illustrent les différents exemples cités par ces auteurs. On se pose ainsi la question de savoir si ces caractéristiques peuvent s'appliquer à d'autres industries ou s'il est question d'autres types de modèles d'affaires. Nous allons voir dans la section qui suit, une autre proposition de définition du *business model* du *Big Data*, plus détaillée et qui intègre même une classification des modèles d'affaires.

Data Driven Business Model (Hartman *et al.*, 2014)

Hartmann *et al* (2016) proposent une typologie de *business model* des entreprises utilisant le *Big Data* comme ressource essentielle pour le fonctionnement de leur activité. L'objectif de leur travail est de mettre à disposition des professionnels et des chercheurs un outil leur permettant de développer de nouveaux modèles d'affaires, et de mieux structurer leur recherche dans l'environnement du *Big Data*.

Ces auteurs soulignent, eux aussi, le potentiel du *Big Data*, ainsi que le manque de travaux académiques pour développer des modèles d'affaires appropriés. Ils se posent ainsi la question de ce à quoi ressemblent les modèles d'affaires des entreprises dont les activités s'appuient sur les données massives. De même que Muhtaroglu *et al* (2013), ces auteurs

distinguent deux tendances prédominantes dans l'exploitation du *Big Data* : la première consiste à utiliser les données pour améliorer des modèles et des *process* déjà existants dans l'entreprise ; la deuxième utilise les données pour innover, à savoir développer de nouveaux produits et services.

Partant du constat d'un manque de réflexions sur l'apport *business* du *Big Data*, Hartmann *et al.* (2016) orientent leurs travaux de recherche sur l'identification de modèles d'affaires des entreprises utilisant les données comme ressource principale dans leur *business*. En s'inspirant des six modèles théoriques les plus importants dans la littérature des *business model* (Chesbrough et Rosenbloom, 2002 ; Hedman et Kalling, 2003 ; Osterwalder, 2004 ; Morris *et al.*, 2005 ; Johnson *et al.*, 2008 ; Al-Debei et Avison, 2010), les auteurs proposent dans un premier temps une définition de *business model* spécifique aux entreprises du *Big Data* qu'ils appellent le « *Data Driven Business Model* ». Ils utilisent ensuite ce modèle théorique pour classer un échantillon de 100 entreprises de type *start-up*, dont les ressources clés sont les données du *Big Data*.

Dans ce *Data Driven Business Model*, les auteurs suggèrent un *business model* constitué de six composantes : « *les ressources clé, les activités clé, la valeur proposée, les segments clients, le modèle de revenu, et la structure des coûts* ». Ils effectuent ensuite le codage de ces différentes composantes, en leur faisant correspondre un certain nombre de valeurs spécifiques au contexte du *Big Data*. Par exemple, pour la composante des ressources clés, ils précisent les différentes sources de ces données pour déterminer les modalités de cette variable ; ainsi les principales sources de données peuvent être externes/internes, acquises ou produites dans l'entreprise, etc. La même démarche est empruntée pour caractériser toutes les composantes du *data driven business model*, comme on peut le voir dans la figure ci-dessous (Figure.14).

Hartmann *et al.* (2016) procèdent ensuite à la classification d'un échantillon de 100 entreprises. Cet échantillon comporte exclusivement des *startup* qui opèrent dans les domaines du *Big Data* et de l'analyse du *Big Data*. Pour classer ces entreprises, des données sont récoltées sur ces différents *business*, elles sont ensuite caractérisées selon les différentes modalités des composantes proposées pour la définition du *data driven business model*.

Hartmann *et al.* (2016) ont recours à un algorithme de classification hiérarchique permettant de regrouper en catégories les entreprises de l'échantillon. Deux variables sont retenues comme critères de classification : « les données ressources clés » et « les activités clés ». L'algorithme a permis alors de faire émerger 6 catégories de *business model* (Figure.15), chacune se caractérisant par une combinaison de modalités spécifiques :

Business model de type A « Free Data aggregator and collector »

La création de valeur dans ce type de *business model* est opérée à partir de la collecte et l'assemblage de données gratuites provenant de sources diversifiées (Réseaux sociaux, *crowdsourcing*, etc.). Pour cette catégorie, les activités clés permettant l'exploitation de ces données sont l'assemblage ainsi que la distribution des données via des tableaux de bords ou des API (application de programmation interactive), ou encore la visualisation et l'exploration des données. Concernant les clients cibles, une grande partie des entreprises de cette catégorie orientent leurs offres pour le B2C, comme l'entreprise AVUXI dont l'activité principale est d'agrèger des données sur différents lieux (restaurants, entreprises locales, etc.) à l'échelle internationale et proposer une classification/notation de ces différents lieux selon leur popularité. Le mode de revenus principal de ces entreprises provient en premier lieu de l'abonnement, puis des frais d'utilisation, de la publicité ou des frais de courtage.

Business model de type B « Analytics-as-a-service »

Dans ce cas, les entreprises ont recours à des données externes provenant essentiellement des clients. Elles offrent de l'analyse des données comme service, telles que les analyses réalisées dans le but de détecter des fraudes, ou l'amélioration des activités marketing/relation client, etc. Pour les activités clés, elles sont concentrées dans l'analyse et la visualisation ; il s'agit des principaux modes d'exploitation et de restitution des analyses de données mis en places par ces entreprises. Les clients ciblés dans cette catégorie sont surtout les B2B. Quant au modèle de revenu, les financements proviennent de l'abonnement ou des frais d'utilisation.

Dans cette catégorie, on retrouve des entreprises spécialisées dans le marketing comme 7signal, Retention Science, Mineful, ou des entreprises proposant de l'analyse prédictive comme Granify.

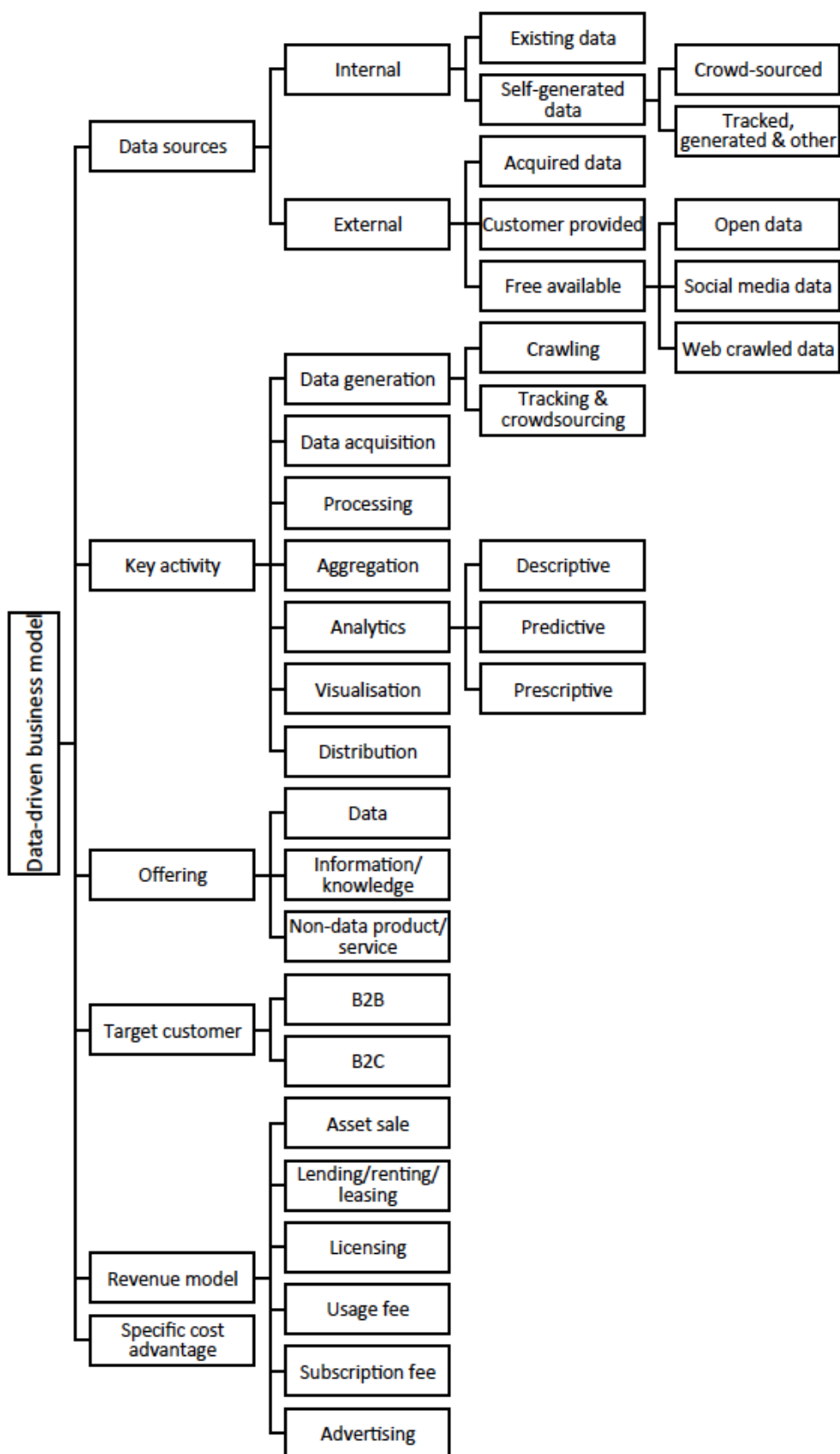


Figure 14 le modèle (framework) du data driven business model, Hartman et al. (2016)

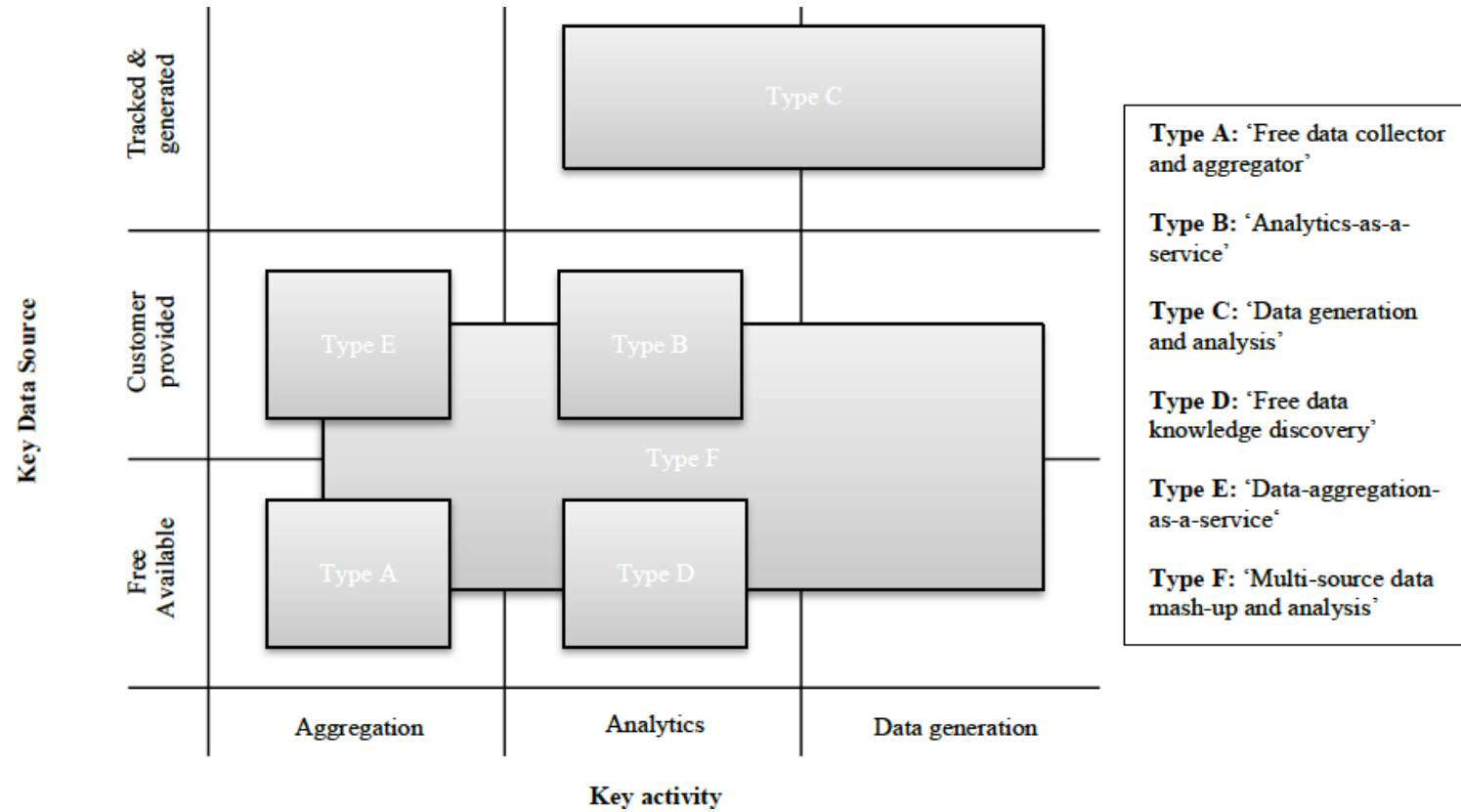


Figure 15 la matrice des *Data Driven Business Model* (Hartmann et al, 2016)

Business model de type D « Free Data Knowledge Discovery »

Pour cette catégorie de *business model*, les sources de données et leurs analyses sont gratuites. En exploitant les données disponibles, ces entreprises effectuent des analyses et commercialisent les résultats obtenus sous formes de services. Ces deniers se présentent sous différentes formes comme l'identification des influenceurs sur le web, le contrôle automatisé des sites de notation dans l'hôtellerie, le suivi des sites de réservation et la recommandation des offres bonnes affaires en fonction des résultats d'analyses, etc.

Les clients ciblés par ces offres sont selon les cas dans le B2C ou le B2B. Les modèles de revenus sont aussi variés. Les financements proviennent selon les cas des frais d'inscription, des frais d'utilisation, de la publicité ou des frais de courtage.

Business model de type E « Data aggregation as a service »

Dans cette catégorie de *business model*, les entreprises font uniquement de l'agrégation de données issues de différentes sources. Ainsi la valeur proposée aux clients consiste en cette activité d'assemblage des données diversifiées. Il ne s'agit pas de se procurer des données ou de les analyser mais bien de les agréger selon la demande formulée par le client. Ainsi ce type d'organisations cible en premier lieu le B2B et leurs revenus proviennent surtout des frais d'inscription. Les auteurs citent ici les exemples de compagnies spécialisées dans l'assemblage des bases de données clients comme Bluenose Analytics ou Always prepped, une plateforme destinée à l'usage des enseignants leur permettant un suivi par la vision synthétique des performances de leurs étudiants.

Business model de type F « Multi-source data mash-up and analysis »

Dans cette rubrique de *business model*, les données sont issues d'un mix entre les données des clients et les données gratuites et libres d'accès ; des analyses sont ensuite opérées sur la base de cet ensemble de données. Le but de ce type de démarche est d'améliorer les analyses jusqu'alors basées uniquement sur les données internes des clients. Les auteurs citent ici l'exemple de « Next Big Sound » une application d'analyse dans le secteur de la musique, qui intègre des données externes à celles de ses clients comme les vues sur Youtube ou les *like* sur Facebook.

Le type de clients ciblés par cette catégorie de *business model* est essentiellement en B2B, et les revenus sont assurés par les frais d'inscription.

Afin de valider la cohérence de cette typologie, et de leur codification, Hartmann *et al.* (2016), mènent des interviews auprès de quatre entreprises sélectionnées de l'échantillon. Les responsables de celles-ci confirment que leurs organisations correspondent bien aux types de *business model* qu'ils leur sont attribués, mais ils notent que la variable de la valeur proposée n'est pas suffisamment renseignée, et qu'il est difficile de la préciser.

Nous observons, comme le soulignent d'ailleurs les auteurs de cet article (Hartmann *et al.*, 2016), que la typologie proposée est exclusivement consacrée aux *startup* du *Big Data*, et ne couvre pas un large champ d'entreprises. D'ailleurs, ils notent que leur classification peut également s'appliquer à un champ plus vaste et encouragent des recherches dans ce sens, à savoir tester leur typologie avec un échantillon d'entreprises plus large et plus varié. Il serait d'autant plus intéressant d'y rajouter des *business* déjà établis, et pas seulement des *startup* spécialisées dans le *Big Data*.

Par ailleurs, nous avons noté que pour Muhtaroglu *et al* (2013) ou Hartmann *et al* (2016) l'usage du *Big Data* s'effectue selon deux grandes approches : soit pour améliorer les processus et les modèles existants, soit pour créer de nouveaux services. On retrouve aussi dans la littérature une typologie qui propose une vision plus vaste sur l'utilisation des données : Bénavent (2014) propose une typologie de quatre modèles d'usage du *Big Data* que nous développons dans la section qui suit.

Typologie des modèles d'usage du *big data* de Bénavent (2014)

La typologie proposée par Bénavent (2014) est de quatre modèles relatifs à la manière dont sont exploitées les données issues des différentes étapes de leur traitement. Ces modèles appelés modèles d'usages du *Big Data* sont au nombre de quatre: le modèle du *Knowledge* ou de la connaissance, le modèle de l'automatisation, le modèle de *l'Empowerment*, et enfin le modèle des services par les données ou des plateformes. Chacun de ces modèles mobilise des capacités distinctes et peut présenter des limites ou des avantages spécifiques. Ainsi pour chaque modèle on va retrouver un usage particulier des données, et une mobilisation des ressources ainsi qu'une organisation spécifiques.

Modèle du *Knowledge* ou de la connaissance

Le premier modèle, celui de la connaissance, se distingue par la disponibilité de grands volumes de données, beaucoup plus fines, permettant des analyses plus précises, parfois impossibles à réaliser par le passé. Le traitement de ces données requiert des profils de *data scientist* qui vont réaliser des études permettant l'élaboration de nouvelles stratégies.

Les apports de ce modèle ne sont pas liés au volume des données, mais au niveau de précision et la finesse, la « granularité », apportées par celles-ci. En effet pour la plupart des études statistiques, accroître la taille d'échantillons qui étaient déjà importants ne constitue pas un plus déterminant. Ce qu'apporte le *Big Data*, ce sont des données beaucoup plus riches. A cet effet l'auteur rapproche ce modèle de la connaissance de celui des études classiques, qui se trouvent enrichies par les données du *Big Data*.

Enfin, en termes d'organisation ce modèle du *Knowledge* n'apporte pas de changements majeurs, il s'inscrit dans une logique d'amélioration des processus existants. Les bénéfices espérés dans ce contexte restent limités, il s'agit ici de trouver de nouvelles façons de réaliser des études pour en tirer de meilleurs profits. L'auteur évoque l'idée d'un *Big Data* qui prend la forme d'une *start-up* interne au sein de l'organisation et d'un modèle qui « *permet de vendre des données transformées, affinées, mais encore trop statiques* » (Bénavent, 2014)

Le cas cité pour ce modèle est celui de l'opérateur télécom SFR, qui vend ses données à d'autres entreprises. L'entreprise exploite la masse de données géo-localisées récupérées par ses infrastructures (les antennes relais), et traitées (agrégées, consolidées et croisées), en vue de les commercialiser à différents types de clients. Ces derniers peuvent être dans le secteur des transports. Dans ce cas, l'exploitation des données permet par exemple d'identifier en temps réel les taux de fréquentation des lignes du métro parisien ou des grandes gares.

En termes d'organisation, le projet de SFR n'a pas exigé une refonte particulière dans l'organisation de l'entreprise, si ce n'est le montage d'une équipe interne d'analystes dédiés, et le rajout de solutions techniques tel que *Hadoop*. Il faut cependant, souligner que cela est rendu possible grâce à l'abondance de données beaucoup plus fines, et par la nature même de l'activité de l'entreprise (Jaouën, 2013).

Modèle de l'automatisation

Le deuxième modèle proposé par l'auteur est celui de l'automatisation. Le *Big Data* permet dans ce cas d'automatiser des domaines autres que ceux plus classiques de la production. Dans ce cas, les informations ne sont pas transmises à des agents humains, elles sont directement transformées en actions ou en décisions par des algorithmes d'apprentissage (*machine learning*), et non d'algorithmes statistiques. Le *Big Data* est défini ici comme « *une machine à produire de la micro-décision, des milliers de micro-décisions* ».

Ce modèle d'automatisation est très convoité par certaines entreprises du secteur de la banque ou encore des télécommunications, mais également d'entreprise variées dont les services sont automatisables, notamment en matière de relation client. Ce type de démarche s'inscrit dans une optique de réduction des coûts et de réalisation de gains de productivité.

Ce modèle requiert d'importantes capacités technologiques. L'auteur décrit: « *un univers technologique bien défini, un choix de système, de langage, de méthodes qui peuvent être partagés* ». Des compétences en développement ou telles que celles des ingénieurs spécialistes du *machine learning* sont nécessaires pour la mise en place de ces systèmes.

L'exemple cité pour ce type de modèle est celui du RTB (*Real Time Bidding*). Il s'agit dans ce cas de figure d'automatiser les processus d'allocation des espaces publicitaires en ligne, à savoir allouer des espaces publicitaires à un annonceur sur une page web, et en fixer le prix. Ces opérations sont totalement gérées par un algorithme de *machine learning*, en temps réel, et remplacent totalement les métiers humains de média-planneur.

L'auteur évoque le point de la transformation organisationnelle pour ce modèle, dans le sens de la continuité de l'industrialisation du monde de l'industrie, vers celui des services. Cela relève des questions sur l'emploi, et le devenir d'un certain nombre de tâches désormais remplacées par des automates. Car ce modèle est convoité par des entreprises de plus en plus soucieuses de réaliser des gains de productivité et des économies sur les coûts.

Modèle de l'*Empowerment*

Le troisième modèle d'usage du *Big Data* proposé par Bénavent, (2014) est celui de l'*Empowerment*, en ce qu'il vise à renforcer les capacités de prise de décision d'acteurs donnés. Dans ce schéma, les données traitées sont rapidement diffusées, de manière personnalisée, à différents acteurs dans l'entreprise, et qui s'en serviront pour prendre des décisions. L'information est restituée selon les usages et les fonctions de chacun de ces acteurs, afin de les renseigner, et d'améliorer leur prise de décision. Des tableaux de bord individuels sont construits, puis alimentés très rapidement par des données très fines selon la variété des utilisateurs. Les exemples d'application sont variés, tels que le support à la vente, ou par exemple le suivi des campagnes électorales. L'auteur illustre ce modèle de l'*Empowerment* par le cas du groupe de prêt à porter britannique Burberry. Ce dernier équipe ses vendeurs en magasins de tablettes alimentées en permanence par des données clients récupérées sur les réseaux sociaux. Cela permet d'améliorer les processus de vente, ainsi que la qualité des services apportés.

Selon l'auteur la réussite de ce modèle de l'*empowerment* dépend de la capacité des individus à exploiter et interpréter les informations qui leurs sont transmises. Elle est aussi fortement liée au sens attribué aux données du *Big Data* par ces différents acteurs

Outre les questions de *sensemaking*, ce modèle peut poser des difficultés du point de vue de la gestion de la motivation des employés. En effet dans ce contexte de l'*empowerment*, la présence de systèmes de récompenses indexées sur les données générées par le *Big Data*, par exemple la notation par les clients, risque d'altérer l'intégrité des salariés : l'auteur parle de « *perte de civilité organisationnelle, réduction du stewardship, évanouissement de toute bienveillance* ». Il préconise donc que ce type de modèle requiert de redonner le pouvoir de décision à l'humain sur la base de l'information qui lui est apportée par le *Big Data*.

En ce qui concerne la question de la transformation organisationnelle requise par ce modèle, l'auteur note des changements importants dès lors que ce dernier procure aux salariés une autonomie qui ne peut être envisagée dans les modèles de hiérarchies classiques (bureaucratie)

Modèle des services par les données (les plateformes)

Ce quatrième et dernier modèle de la typologie est considéré comme le plus innovant. Il s'agit dans ce cas de créer de nouveaux services à partir des méga-données. Selon l'auteur c'est ce modèle qui est appelé à plus se développer dans le futur et à déstabiliser les modèles économiques et sociétaux existants.

Ce modèle réunit deux types d'applications. La première est illustrée dans un mode de prescriptions fournies de manière proactive aux clients, à partir des nombreuses données recueillies sur eux, issues notamment des capteurs des objets connectés. On peut citer ici, l'exemple du *Coaching* et des bracelets de *fitness*. Le second est lié à la consommation collaborative. Par « consommation collaborative » on désigne l'usage d'un bien ou d'un service augmenté par le partage, l'échange, la vente ou la location. Cette optimisation de l'usage est une réponse à la sous-utilisation supposée de ces biens ou services. Uber, Airbnb, Blablacar, et bien d'autres rendent possible ce partage en favorisant, par leurs applications en ligne, la rencontre des offres et des demandes. Ce second type d'application est celui qui est le plus ambitieux.

Au total, l'attrait des plateformes collaboratives réside dans la mobilisation de ressources peu exploitées, et qui, de ce fait, ne nécessitent pas de capital. Elles consistent à déployer des dispositifs d'appariement d'offres et de demandes très diversifiées. Tout cela est rendu possible par des mécanismes de traitement de données continus, avec des temps de réponse proches du temps réel.

Ce modèle des services par les données permet une diversité d'applications sans précédent, et se développe dans des marchés à plusieurs facettes ou *multiside market* (Rochet et Tirole, 2006). Dans ce contexte, l'auteur souligne que la préoccupation première de ce modèle des plateformes est de veiller au maintien de la valeur apportée par l'ensemble des collaborateurs. Pour illustrer de quel type de valeur il s'agit, il cite l'exemple des sites de rencontre où il est essentiel de contrôler le comportement des individus, et les sites de covoiturage où il faut rassurer les passagers potentiels sur les conducteurs se proposant de les prendre en charge.

La réussite d'un tel modèle ne se limite pas à des solutions technologiques ou économiques, elle fait aussi appel à des solutions d'ordre politique. Ces solutions sont déployées afin de maintenir l'ordre au sein des communautés constituées autour de ces plateformes. L'auteur

souligne l'importance de définir des règles claires (il parle dans ce cas de « *policies* »), mais aussi de construire des algorithmes générateurs de confiance (Thaler et Sunstein, 2010). Enfin, en termes de ressources humaines, ce modèle des services fait appel à une multitude d'acteurs relevant notamment des fonctions juridiques, statistiques, et informatiques.

Concernant la transformation organisationnelle requise par ce modèle des services, l'auteur parle de transformation conséquente, étant donné qu'il s'agit d'innovations des services, rendues possible par les données du *Big Data*. Ce dernier permet dans ce modèle d'optimiser la mise en relation entre l'offre et la demande, d'inciter et de réguler le comportement des usagers de ces plateformes, etc.

A la lecture de la typologie proposée par Bénavent (2014), on note que chacun des modèles se distingue du point de vue de (1) sa finalité, (2) des compétences mobilisées, et (3) de l'adaptation de l'organisation. Selon l'auteur, une entreprise réalisant un projet *Big Data* effectue des choix en termes de compétences à mobiliser, de transformation organisationnelle à mettre en place, et de l'objectif d'usage de ces données (Tableau.5).

| Modèle d'usage des données | Finalité d'usage | Ressources et compétences mobilisées | Transformation organisationnelle requise |
|-----------------------------------|--|---|---|
| Connaissance | Amélioration des études | Data_scientist | Non |
| Automatisation | Réduction des coûts/Gain de productivité | Ingénieurs_spécialistes | Oui |
| Empowerment | Renseignement/ aide à la décision | Ingénieurs_spécialistes, Marketeurs | Oui |
| Services | Création de services, consommation collaborative | Diversifiées | Oui |

Tableau 5 Typologie des modèles d'usage du *Big Data* proposée par Bénavent (2014)

Ces composantes peuvent se rapprocher de celles d'un modèle d'affaires si on considère les différentes définitions de ce concept abordées dans la littérature. Ces définitions varient selon le nombre des composantes qu'on retrouve dans un *business model*. Comme indiqué par Shafer *et al*, (2005), il existe différentes catégories de composantes dans les définitions des *business model* : (1) les choix stratégiques (clients ciblés, valeur proposée, offre, prix, etc.), (2) le réseau de valeur (fournisseurs, relation client, informations clients, etc.), (3) la création de valeur (ressources, activités), (4) la capture de la valeur (aspects financiers, profit, etc.).

Concernant le contexte du *Big Data*, on a vu que Hartmann *et al* (2014) proposent une définition de *business model du Big Data*, qui se compose de six éléments : les ressources clé, les activités clé, la valeur proposée, le segment de clients, le modèle de revenus, et la structure des coûts.

Pour notre part, nous souhaitons voir s'il convient d'élaborer une définition de *business model* spécifiques au contexte du *Big Data*. Pour cela, on s'inspirera de la typologie des modèles d'usage du *Big Data* (Bénavent, 2014), et de la définition des modèles d'affaires de Lecocq *et al* (2006). Il s'agira plus précisément de compléter la définition proposée par Bénavent (2014) par des composantes du de la définition de Lecocq *et al* (2006).

Section 3: Typologie des modèles d'usage du *Big Data* selon Bénévent (2014) vs définition du *business model* proposée par Lecocq et al (2006)

Selon Lecocq *et al* (2006), la définition d'un *business model* d'une entreprise est un processus qui commence par le choix des ressources et des compétences génératrices de revenus, suivi par la définition de la proposition de valeur qui valorise ces capacités de l'entreprise, et enfin la mise en place de l'organisation nécessaire à la configuration de la valeur (organisation interne et externe). Ces différents choix déterminent la structure des charges de l'entreprise, ainsi que le modèle de revenus relatif.

Rappelons par ailleurs que pour décrire ses quatre modèles d'usages du *Big Data*, Bénévent (2014) distingue également un processus de choix de différentes composantes : les ressources et les compétences mobilisée, la transformation organisationnelle requise et la finalité d'usage des données. Nous pouvons considérer ces deux modèles (la typologie des modèles d'usage du *Big Data* (Bénévent, 2014) et le modèle RCOV (Lecocq *et al*, 2006 ; Demil *et al*, 2013 ; Warnier *et al*, 2016) comme des compléments afin de proposer une définition du *business model* du *Big Data*.

Ainsi, concernant la composante des ressources et des compétences mobilisées, le modèle RCOV mentionne les différentes ressources et compétences combinées permettant de générer des revenus à l'entreprise, celles-ci pouvant être matérielles, humaines, intellectuelles, etc. Dans le cas du *Big Data*, on peut sans doute considérer plusieurs types de ressources et compétences génératrices de revenus : les ressources immatérielles qu'on retrouve dans les données du *Big Data*, ainsi que les technologies et les développements (algorithmes) réalisés afin d'exploiter ces données. Concernant les ressources humaines, elles sont incarnées par les différents métiers permettant aussi d'exploiter ces données, tels que les ingénieurs-spécialistes des systèmes d'information, des développeurs de logiciels/applications, les analystes, ou les *data-scientists* spécialistes dans l'analyse de données massives (Bénévent, 2014).

S'agissant l'offre de produits et services, dans le modèle RCOV, rappelons que Lecocq *et al* (2006) distinguent deux moyens de valorisation d'une offre, à savoir que soit l'entreprise innove sur son cœur de métier, soit elle exploite des ressources et des compétences qui ne

sont pas directement liées à son activité principale. Ils précisent également la nécessité de bien définir les clients ciblés ou concernés par l'offre élaborée, à savoir l'ensemble des parties prenantes permettant de générer des revenus à l'entreprise.

Dans les modèles d'usages du *Big Data*, Bénavent (2014) ne mentionne pas directement la composante d'offre de produits et services dans le sens d'un *business model*. Cependant, l'auteur précise l'aspect de valorisation des données du *Big Data* à travers la finalité d'usage qui leur est attribuée. Il est aussi question de valorisation à travers les ressources et les compétences mobilisées pour exploiter le *Big Data*, par exemple en ayant recours à des spécialistes de l'analyse des données, ou en développant des algorithmes innovants, etc.

Pour ce qui est des clients concernés par l'offre proposée, ou du mode d'accès à l'offre, ces points ne sont pas traités, dans la typologie des modèles d'usages du *Big Data*. Nous avons cependant pensé ajouter une variable « Type d'intervention humaine ». Nous mobilisons celle-ci dans le but de décrire nos projets et non pour la détermination de modèles d'affaires du *Big Data*. Cette variable distingue deux types d'utilisateurs : *usagers_internes* dans le cas où le *Big Data* est principalement destiné au personnel de l'entreprise, et *usagers_externes* si le *Big Data* est destiné aux clients externes de l'entreprise. On suppose que dans les modèles de type connaissance ou automatisation, les usagers sont surtout internes. Alors que pour les modèles des plateformes et de l'*empowerment*, les usagers sont surtout externes.

En ce qui concerne le volet de l'organisation, dans le modèle RCOV, les auteurs Lecocq *et al* (2006) distinguent trois modes d'organisation possibles dans la définition du *business model*. Il s'agit des différentes combinaisons des activités mises en place pour la configuration de valeur. Celles-ci peuvent être gérées surtout en interne (chaîne de valeur), ou en externe pour faire référence aux activités que l'entreprise confie à des partenaires, ou des fournisseurs. (Atelier de valeur ou réseau de valeur).

Pour sa part Bénavent (2014) parle de *no best way*, en spécifiant qu'il n'existe pas de configuration unique pour les entreprises avec des projets du *Big Data* ; il s'inscrit ainsi dans la théorie de la contingence structurelle des organisations (Lawrence et Lorsch, 1967). En effet, on retient de la typologie de l'auteur que certains modèles nécessitent une transformation organisationnelle, tandis que d'autres modèles n'exigent pas de

transformations particulières, l'usage du *Big Data* étant dans ces cas, souvent mobilisé à des fins d'amélioration des processus existants.

On peut alors se poser la question de quelle transformation organisationnelle parle l'auteur dans ce cas. Le *Big Data* étant en grande partie un phénomène technologique, on peut se rapprocher des questions de transformation organisationnelle liées aux technologies, et souvent abordées dans la littérature du management des systèmes d'information (Venkatraman *et al*, 1999 ; Daft *et al*, 2010 ; Besson *et al*, 2011). Selon ces différents auteurs, les changements importants survenus dans les organisations durant ces deux dernières décennies sont liés surtout aux technologies. Cela s'explique par l'usage croissant des solutions telles que les progiciels de gestion, et surtout par l'arrivée d'Internet.

En citant ces références, Besson (2011) évoque trois types d'actions de transformations possibles par les technologies: (1) une transformation radicale qui modifie en profondeur les processus et les affaires de l'entreprise (Venkatraman, 1994), (2) une transformation dite « de bricolage » qui intègre en continu des réglages et des solutions aux problèmes rencontrés lors du déploiement de la technologie sur le terrain (Ciborra, 1992), et (3) une transformation permanente et volontaire inspirée par la nature même de l'entreprise bâtie sur les technologies de l'information (Janson *et al*, 1997).

On peut également déterminer ces trois niveaux de transformations dans le cas des projets *Big Data*. Il est alors question des cas suivants : Soit le projet *Big Data* n'engendre aucune transformation organisationnelle, soit il exige des petites transformations, on parle alors d'adaptation de l'organisation, enfin le projet peut requérir des changements profonds, on parle dans ce cas de transformation de l'organisation.

Enfin, dans le modèle RCOV il est aussi question de composantes liées aux coûts et revenus qui permettent de définir la marge de l'entreprise. Comme décrit par les auteurs, ces éléments résultent des différents choix opérés en termes de l'offre proposée, de l'organisation mise en place, et des ressources et compétences déployées. Ainsi, l'entreprise doit s'assurer de garantir un certain niveau de revenus via le volume de ses clients, ainsi que la structure de revenus qu'elle définit. De même elle doit réfléchir aux différentes modalités de rémunération.

La question de la rémunération de l'entreprise et de sa structure de revenus n'a pas été spécialement abordée dans la typologie des modèles d'usage du *Big Data*. Nous considérons à cet effet, de rajouter une dimension permettant d'identifier les modes de rémunération de l'entreprise dans ses projets *Big Data*. Il s'agit de mettre en avant les différents modes de rémunération dans le *business model* d'un projet *Big Data*. Nous pensons dans ce cas aux différents modèles de revenus relevés dans la littérature des *business model* tels que la commission, l'abonnement, la transaction, la publicité, etc. (Osterwalder *et al*, 2010 ; Hartmann *et al*, 2014)

Dans son ouvrage dédié aux plateformes, Bénavent (2016) parle de cinq modèles de rémunération pour les nouvelles entreprises de type plateforme tels qu'Uber ou Airbnb. Il s'agit de: « *modèles publicitaires, faire payer les transactions, l'abonnement et ses variantes, les marchés internes et produits dérivés, et la commercialisation de données* ».

Hartmann *et al* (2014) citent pour leur part sept modèles de revenus proposés par Osterwalder *et al* (2010) : « *la vente d'actifs, la vente des droits d'exploitation d'un bien ou d'un service; prêt/location/leasing; accord d'autorisation d'utiliser une propriété intellectuelle protégée par un brevet ou des droits d'auteur en échange d'un droit de licence; des frais d'usage d'un service particulier ; des frais d'inscription pour l'usage d'un service particulier; une commission de courtage pour des services intermédiaires; ou de la publicité* »

Pour les projets *Big Data*, nous avons choisi de retenir les principaux modes de rémunération suivants : la publicité, la transaction, la commission, la réduction de coûts, et l'abonnement.

Nous synthétisons ce rapprochement de la typologie des modèles d'usage du *Big Data* (Bénavent, 2014) et de la définition RCOV des modèles d'affaires (Lecocq *et al* 2006 ; Demil *et al*, 2013 ; Warnier *et al*, 2016) dans la figure.16 proposée page suivante. Sur la base de ce modèle, nous tentons, dans la seconde partie de la thèse, d'élaborer une typologie des modèles d'affaires du *Big Data*.

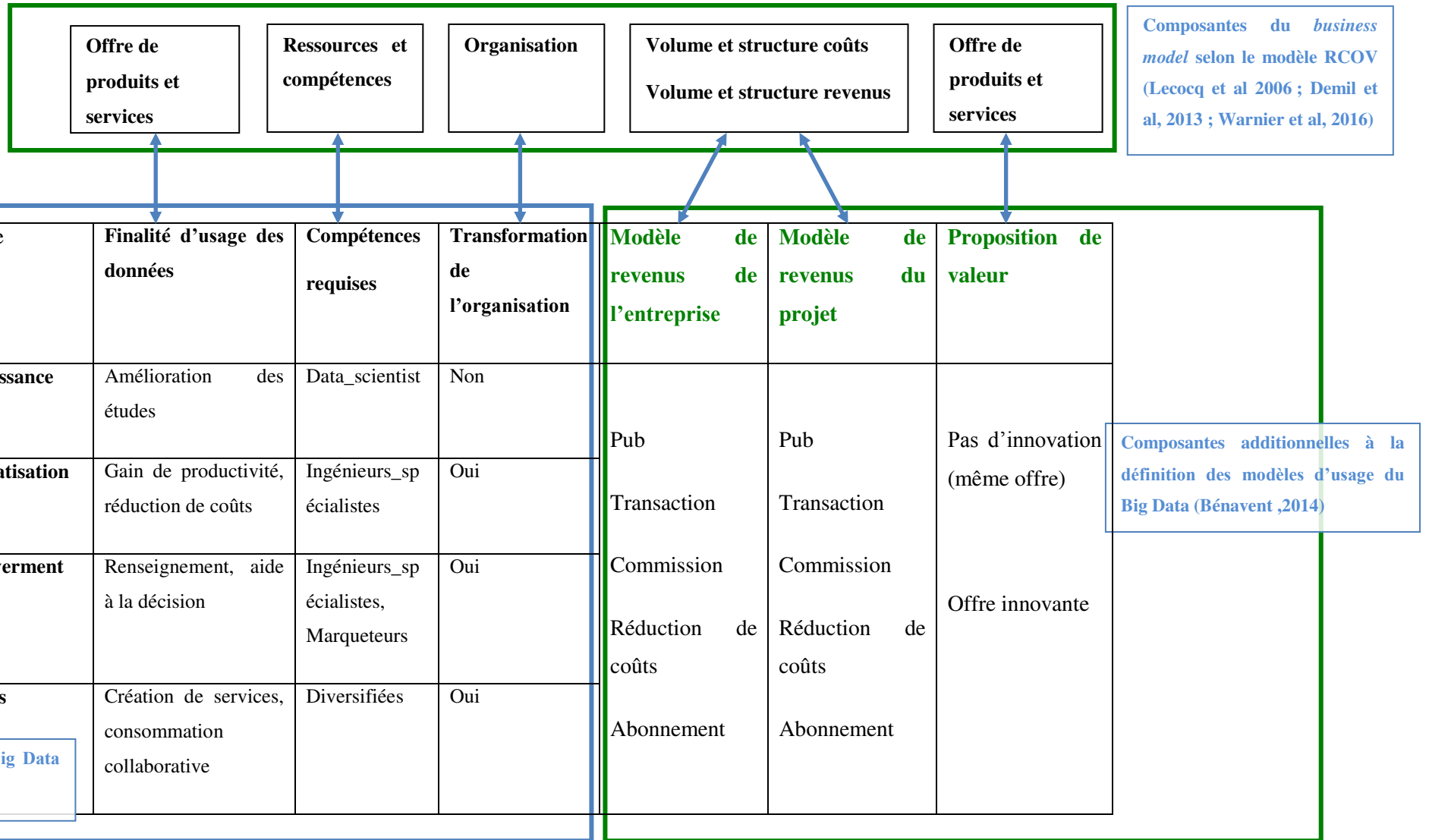


Figure 16 Proposition de composantes d'un modèle d'affaire du Big Data selon Bénavent, 2014 et Lecocq et al, 2006

Deuxième Partie : Démarche empirique – proposition d'une typologie des modèles d'affaires du *Big Data*.

Dans cette partie nous allons détailler notre méthodologie de recherche ainsi que la démarche empirique que nous avons suivie afin de répondre à nos questions de recherche. Rappelons que nous souhaitons comprendre Comment les entreprises parviennent-elles à créer de la valeur à partir des projets *Big Data* ? Existe-t-il des *business model* appropriés ?

Cette seconde partie de la thèse vise donc à proposer une typologie des modèles d'affaires du *Big Data*. Elle est structurée en trois chapitres. Le chapitre 3 développe la méthodologie retenue pour ce travail à forte base empirique. Le chapitre 4 teste la pertinence de la typologie des modèles d'usage du *Big Data* (Bénavent, 2014), puis élabore la typologie de *business model* proposée sur la base de notre revue de littérature. Nous verrons ainsi à partir des différents cas illustrés dans la partie empirique comment sont déployés les modèles d'usages du *Big Data*, ainsi que les différents types de *business model* dans les entreprises. Le Chapitre 5 constitue une discussion des principaux résultats obtenus ; nous revenons alors sur des modèles et concepts que nous avons abordés dans la partie théorique, le but étant d'établir des liens entre ces approches et nos principaux résultats.

Chapitre 3 : Méthodologie de recherche retenue

Pour Dumez (2012) la recherche qualitative est « *souvent liée à des opportunités, des terrains qui ne s'ouvrent pas. Les commencements sont aventureux, chaotiques, aléatoires. La question de recherche est au départ très floue, mal reliée au terrain ou au domaine d'investigation empirique. Les cadres théoriques sont mal fixés et ne donnent que de grandes orientations. Un certain flottement conceptuel est accepté et même volontairement recherché. Schulman (1993) parle de « Conceptual slack ». Toute la dynamique de la recherche consiste à préciser et à affiner en même temps et en interrelation : la question de recherche, l'unité d'analyse, le domaine d'investigation empirique, les propositions théoriques* ».

S'agissant de notre travail, nous nous sommes rapidement positionnée dans une démarche de recherche qualitative, que ce soit lors des phases de démarrage de notre projet de recherche par l'investigation d'un sujet d'étude peu abordé et nouveau, ou lors de la spécification de notre question de recherche, ou encore dans la spécification de notre partie empirique. Creswell (2014) souligne que les méthodes de recherches qualitatives sont plus utiles lorsqu'il s'agit d'étudier un phénomène nouveau. C'est le cas pour notre sujet de recherche, lié au *Big Data*, qui est un concept technologique nouveau et peu étudié dans la littérature académique.

Gavard-Perret et *al*, (2008) ou Silverman (2005) notent que le chercheur doit répondre à un certain nombre de questions, afin de déterminer si son travail s'inscrit dans une démarche de recherche qualitative ou pas. Il s'agit selon Silverman (2005) de répondre aux questions suivantes :

1. *Qu'est ce que j'essaie de savoir ? Les différentes questions nécessitent des méthodes différentes pour y répondre.*
2. *Sur quelle spécificité mon sujet de recherche doit s'orienter ? Est ce que je veux étudier le phénomène dans ses détails ? Où est-ce que je veux faire des comparaisons standard en tenant compte de la variance.*
3. *Comment les autres chercheurs ont-ils procédé pour traiter le même sujet de recherche ? Dois-je aligner mon sujet avec leur littérature.*
4. *Quelles considérations pratiques doivent influencer mon sujet ? par exemple combien de temps doit prendre ma recherche et est ce que je dispose des ressources nécessaires pour la réaliser? Le cas que je veux étudier est-il facilement accessible? Est ce que les échantillons et les données nécessaires sont disponibles ?*
5. *Est ce qu'on va mieux apprendre sur le sujet en utilisant une méthode qualitative ou une méthode quantitative ? Quels seront les gains de chaque méthode ?*
6. *Qu'est ce qui semble le mieux marcher pour moi ? Suis-je concerné par un modèle de recherche particulier qui nécessite une méthodologie particulière ? Est ce que j'ai une idée de ce à quoi une bonne recherche ressemble ?*

Préciser nos réponses à ces différentes questions (Silverman, 2005), nous a permis de conforter notre choix d'emprunter une démarche qualitative. Par exemple concernant la première question, notre objectif de recherche est de tenter de comprendre les apports business du *Big Data*, ce qui correspond à une démarche qualitative de compréhension d'un phénomène nouveau (Dumez, 2012). Pour la compréhension de ce phénomène, de manière plus détaillée (Question.2) nous avons jugé nécessaire d'étudier de manière globale et approfondie des projets ou des cas d'entreprises ayant mobilisé le *Big Data*. A ce propos, Gagnon (2012) considère que les méthodes qualitatives sont les seules à nous permettre d'obtenir une vision holistique et détaillée à la fois, de tout phénomène social complexe étudié.

Par ailleurs, lors de la revue de littérature nous avons retenu quelques travaux existants et similaires à notre sujet de recherche, comme ceux de Hartmann *et al* (2014) ou de Bénavent

(2014). Nous avons choisi par conséquent, d'inscrire notre travail de recherche dans ce type de démarche, et nous aligner à ce courant de théories (Question.3)

S'agissant des considérations pratiques (Question.4), nous avons noté un manque de données et de publications académiques sur le sujet du *Big Data*. Même si le nombre d'articles abordant ce concept est important, ceux-ci relèvent surtout du monde professionnel, ou des sciences formelles. La quantité d'informations disponibles sur le sujet n'est pas très importante : elles sont souvent similaires et relèvent surtout de l'ordre des estimations et des prévisions relayées dans le domaine.

Ces informations regroupent en grande partie des données qualitatives (rapports d'entretiens, vidéos, article de presse, blog, etc.). De ce fait, nous avons admis que le recours à une méthode quantitative ne peut être facilement retenu dans notre cas. Nous ne disposons pas de suffisamment d'informations quantitatives sur le sujet, ou de variables précises sur lesquelles on peut mener des études statistiques.

Yin (2009) souligne qu'il n'existe pas une formule standard pour appliquer une méthode de recherche et que celle-ci se définit en fonction du phénomène étudié et de la question de recherche investie par le chercheur. Il est cependant souvent recommandé et même répandu de faire appel aux méthodes par études de cas pour engager de nouvelles recherches, c'est à dire une recherche exploratoire. L'auteur (Yin; 2009) considère que la méthode par étude de cas n'est pas qu'une simple forme de recherche qualitative, et qu'elle fait partie intégrale des différents choix de méthodes possibles en recherche qualitative.

Le choix d'une méthode de recherche dépend en grande partie de la nature de la question de recherche formulée par les chercheurs (Yin, 2009). Par exemple les questions de recherche du style « qui, quoi et combien » nécessitent souvent des enquêtes pour y répondre (Tableau.6).

| Méthode | Forme de la question de recherche | Nécessite un contrôle des évènements comportementaux | Se concentre sur les évènements contemporains |
|----------------------|-----------------------------------|--|---|
| Expérience | Comment, Pourquoi ? | Oui | Oui |
| Enquête | Qui, Quoi, Combien ? | Non | Oui |
| Analyse des archives | Qui, Quoi, ou Combien ? | Non | Oui/Non |
| Histoire | Comment, Pourquoi ? | Non | Non |
| Etude de cas | Comment, Pourquoi ? | Non | Oui |

Tableau 6 Les situations pertinentes pour les différentes méthodes de recherche

Dans notre travail de recherche, nous souhaitons comprendre comment les entreprises créent de la valeur à partir de leurs projets *Big Data*. Il s'agit alors de répondre à des questions du style Comment et Pourquoi ? Il est aussi question de se concentrer sur des évènements actuels, sans contrôle des évènements comportementaux. Ce qui nécessite une méthode par étude de cas, si on se réfère à Yin (2009).

De même, Gagnon (2012) souligne que le recours à une méthode de recherche par étude de cas dépend de deux facteurs : (1) la nature de la question de recherche, et (2) celle de la démarche intellectuelle dans laquelle s'inscrit le chercheur. Concernant la problématique, celle-ci peut être soit de nature exploratoire, soit empirique brut ; quant à la dimension de recherche, elle doit appartenir à une approche constructiviste.

Comme nous l'avons noté, notre question de recherche s'inscrit dans un contexte de recherche exploratoire, et traite un sujet peu abordé dans la littérature académique. L'auteur (Gagnon ; 2012) cite dans ce cas que : « *Le chercheur veut systématiquement induire une signification des évènements qu'il observe. Cependant, cela ne veut pas dire qu'il n'a pas déjà certaines idées et concepts en tête* » (McMillan et Schumacher, 1984 ; Rothe, 1982 cités par Gagnon, 2012, p.15)

Dans une approche de recherche constructiviste, le chercheur contribue à la construction de la connaissance, en étudiant les liens existants entre les différents acteurs et le contexte dans lequel ils se trouvent ; contrairement à une approche positiviste, il n'y a pas de séparation

radicale entre l'objet étudié et le chercheur. La démarche constructiviste permet d'étudier les entreprises tels que des systèmes sociaux, ce qui donne lieu à « *des descriptions détaillées des situations, des évènements, des gens, de leurs interactions et de leurs comportements* » (Gagnon, 2012, p.14).

Yin (2009) définit l'étude de cas comme suit : « *Une démarche empirique qui permet de :*

- *Etudier un phénomène contemporain en profondeur dans son contexte de la vie réelle surtout quand les frontières entre le phénomène étudié et son contexte ne sont pas claires*
- *Faire face à une situation technique distinctive dans laquelle on est confrontés à plus de variables d'intérêts que des points de données avec un seul résultat*
- *S'appuyer sur de multiples sources de preuves car les données doivent converger de manière triangulaire et engendrer des résultats supplémentaires. »*

Par ailleurs, le recours à une démarche qualitative par étude de cas nous donne la possibilité de procéder par boucles itératives et de ne pas se limiter à un processus séquentiel comme développé par Dumez (2012). Ce dernier décrit : « *la dynamique de la recherche qualitative consiste à procéder par boucles qui permettent de préciser l'approche au fil du temps. Elle se différencie en cela d'un processus séquentiel qui procède par validation d'étapes sans retours en arrière réflexifs* ». Comme c'est le cas dans notre présent travail de recherche, nous faisons plusieurs allers-retours entre la théorie et la pratique (Gadde et Dubois, 2002 ; Dumez, 2012).

Comme le note aussi Yin (2009) la recherche par étude de cas est un processus linéaire mais qui permet de faire des itérations. Nous illustrons notre processus de recherche comme suit (Figure.17).

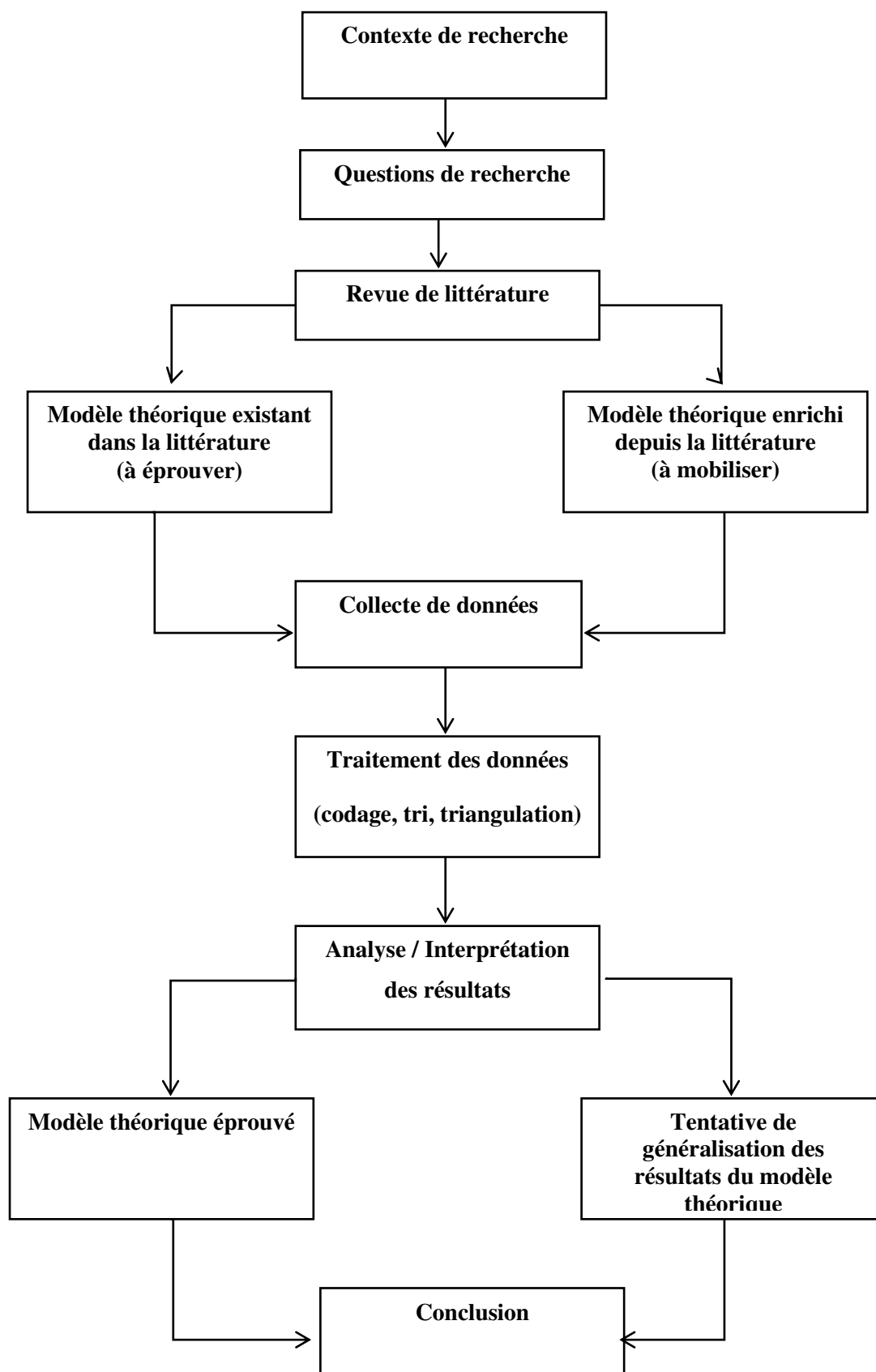


Figure 17 Modèle de recherche suivi

Nous avons débuté notre recherche par une première étape de revue de littérature, nous aidant à délimiter le contexte de recherche, et préciser notre problématique. Nous avons ensuite effectué une revue de littérature plus approfondie, cette phase nous a permis de préciser notre question de recherche, et choisir les théories à mobiliser pour y répondre ; elle nous a également aidé à la construction d'un modèle théorique, présenté en fin de première partie (Figure. 16). Nous avons mobilisé ce modèle pour l'élaboration de notre base de données, qui regroupe l'ensemble des cas que nous avons étudiés pour répondre à notre question de recherche.

Pour construire notre base de données, nous avons d'abord procédé à la collecte des données, puis leur traitement. Nous avons ensuite effectué une analyse des résultats en deux temps, en ayant souvent recours aux concepts théoriques que nous avons choisis de mobiliser au départ.

Selon Bhattacharjee (2012) : « *la démarche du scientifique dans sa recherche peut être soit inductive, soit déductive, mais elle est souvent nourrie par les deux approches qui sont liées et itératives* ». Pour notre part, afin de tester la cohérence du modèle théorique élaboré à partir de la littérature, nous avons dans un premier temps confronté la théorie à la réalité (approche déductive). Nous avons tenté ensuite d'enrichir ce modèle, que nous avons testé afin d'en ressortir des théories (approche inductive).

Section 1: Collecte et traitement des données

Concernant la collecte des données, nous avons eu recours essentiellement à des données secondaires. Cette pratique est de plus en plus répandue avec la démocratisation d'internet et l'ouverture des données de différents organismes aux utilisateurs, surtout lorsqu'il s'agit de données par ailleurs confidentielles ou difficilement accessibles (Saunders et Lewis, 2012).

Dans ce type de démarche, la collecte de données doit s'appuyer sur trois fondements essentiels (Yin, 2009 ; Gagnon, 2012) : (1) multiplier les sources de données afin d'assurer la véracité des données, (2) créer une base de données formelle et accessible permettant de réunir l'ensemble des données collectées, (3) mettre en évidence les conditions de collecte de données afin d'assurer leur fiabilité.

Nous avons ainsi réuni pour chaque cas identifié un certain nombre d'articles. Ces derniers sont issus de revues académiques et surtout professionnelles, de la presse spécialisée dans le digital, des sites web des entreprises, et des blogs professionnels. Saunders et Lewis (2012) soulignent cependant que le recours à des données secondaires n'est pas sans risques. Par exemple, il est assez fréquent que les données secondaires ne couvrent que partiellement les besoins de la recherche, celles-ci étant dédiées initialement à des objectifs différents. Dans ce cas, il est recommandé de recueillir d'autres données pour compléter les premières. A ce propos et afin de compléter le plus possible chaque cas étudié, nous avons analysé en moyenne 6 documents issus de différentes sources pour chaque cas classé dans la base de données. Au total, nous avons recensé cas, après l'étude et l'analyse de plus de 300 articles et documents.

Pour le choix des cas d'études, nous avons travaillé à identifier des projets *Big Data*, déployés ou en cours de déploiement, dans des organisations issues de tous types de secteurs d'activité. Notre recherche couvre plusieurs pays, la France et les Etats-Unis principalement, mais aussi des pays d'Asie, le Japon et la Chine pour l'essentiel, ainsi que le Royaume-Uni. Notre échantillon offre une large variété de projets *Big Data*, respectant à la fois les critères de diversité et de saturation attendus dans ce type de recherche qualitative (Symon et Cassel, 2012).

Comme nous l'avons indiqué, nos sources de données sont variées. Il s'agit principalement des revues professionnelles, de divers sites web, de divers blogs, ainsi que des livres ou des articles académiques. Nous avons recoupé autant que peut se faire ces différentes sources pour chacun des projets, de façon à s'assurer de la fiabilité de l'information que nous retenions, en évitant les biais liés à telle ou telle source, et afin d'acquérir une compréhension plus solide de chaque projet.

Pour procéder au traitement de ces données, nous avons eu recours à un codage théorique (Dumez, 2012). Le codage pur émanant directement du matériau aurait été difficile à mener dans le cadre de notre recherche. Travailler directement à partir du matériau peut rapidement donner lieu à une quantité de données trop importante. Tandis qu'en se basant sur la théorie, cela peut guider le chercheur dans sa démarche de codage, et l'aider à avoir une base plus solide pour faire émerger la théorie (Eisenhardt, 1989).

Dumez (2012, p. 71) définit le codage comme un processus de plusieurs étapes qui consiste à : (1) découper tout le matériau en unités de sens, (2) associer chacune de ces unités à une phrase ou à un paragraphe qui en explique le sens, (3) réduire ces phrases en mots ou étiquettes (*naming*), et enfin (4) identifier les principales catégories en réduisant le nombre d'étiquettes. Pour le codage théorique, il s'agit de coder le matériau en s'inspirant de la théorie. Comme nous le verrons dans la section qui suit, nous avons utilisé ce type de codage pour la construction de notre base de données. Pour cela, nous nous sommes principalement inspiré des concepts théoriques des modèles d'usages du *Big Data* (Bénavent, 2014) et des concepts de *business model* (Lecocq et al, 2006), comme illustré dans le tableau.4.

Par ailleurs, dans un souci d'apporter de la rigueur à notre méthode qualitative, nous nous sommes assuré de mener ce travail de recherche/de traitement des données (le codage et la classification) en binôme. avec un autre chercheur, confirmé, du laboratoire CREG (UPPA) Une telle approche nous permet de nous assurer de la véracité des résultats et de minimiser les risques de biais. Gagnon (2012) définit la véracité des résultats selon deux éléments : la fiabilité et la validité. Pour la fiabilité, l'auteur explique que celle-ci est respectée si en répétant la même démarche de recherche par des chercheurs différents, on aboutit aux mêmes résultats. Concernant la validité, elle est affirmée si les résultats concordent avec la réalité. Enfin, Gagnon (2012) estime que le recours à plusieurs chercheurs pour mener un travail de recherche permet d'assurer la fiabilité et la validité des résultats.

En tant que doctorante, nous avons procédé dans un premier temps à la collecte des données à travers l'étude de nombreux documents, comme mentionné ci-dessus. Nous avons ensuite résumé chacun des projets identifiés comme une étude de cas à part entière ; celle-ci constitue le matériau sur lequel a été effectué le découpage et le codage selon les différentes variables retenues depuis la littérature, et leurs jeux de modalités. Pour réaliser ce codage, les deux membres du binôme ont travaillé séparément sur la base de l'ensemble des projets, comme le suggèrent notamment Miles et Huberman (1994) et Gagnon (2012). Nous avons ensuite organisé différentes réunions, afin de confronter nos résultats respectifs et discuter des cas pour lesquels il y avait divergence dans le codage. Pour être très précis, sur les 322 opérations élémentaires de codage (50 projets * 7 variables à coder), une dizaine de choix divergeaient ; ces divergences ont été résolues sans difficultés par discussion.

Section 2: Codage et construction de la base de données

Pour construire notre base, nous avons dans un premier temps procédé à la collecte des données, puis à leur traitement. Concernant la collecte, nous avons eu recours essentiellement à des données secondaires. Pour cela, nous avons analysé des documents issus de différentes sources, et nous sommes ainsi assuré de la concordance des informations (triangulation). Par ailleurs, pour le traitement de ces données, nous avons codé les variables retenues précédemment pour caractériser les modèles d'affaires du *Big Data*.

Chaque entrée de notre base de données représente un projet *Big Data* pour lequel nous avons tenté de comprendre quels usages sont faits du *Big Data*, quelles stratégies sont à retenir, et quelles tendances semblent se dessiner. Il s'agit, *in fine* de caractériser chaque projet selon les différentes variables retenues à partir de l'examen de la théorie (Lecocq *et al*, 2006 ; Bénavent, 2014), ainsi que des variables supplémentaires que nous avons jugé utiles pour bien présenter chaque projet.

Les variables permettant de décrire le projet sont son intitulé ou le nom de l'entreprise porteuse du projet, le pays où est développé le projet, l'année de sa mise en œuvre, ses effectifs (nombre de salariés), son apport à l'activité de l'entreprise, sa dimension (échelle locale ou globale), et un descriptif succinct. Ce dernier est un résumé de l'ensemble des documents analysés et des données collectées à partir des différentes sources, pour chaque projet identifié. Ce résumé constitue aussi le matériau sur lequel nous réalisons la codification.

Nous retrouvons ainsi dans notre base de données, les variables descriptives suivantes : « Nom projet/entreprise » ; « Secteur d'activité » ; « Pays d'origine projet » ; « Dimension du projet » ; « Année mise en œuvre projet » ; « Effectif » ; « Descriptif projet/entreprise *Big Data* » ; et « Type d'intervention humaine », selon qu'il s'agit d'acteurs internes ou externes pour ce projet *Big Data*.

En ce qui concerne les variables visant à caractériser et classer les différents projets *Big Data*, nous avons procédé à un codage théorique de celles-ci afin de décrire et différencier les cas étudiés d'un point de vue modèle d'usage et *business model*. A cet effet, nous avons choisi à partir des références théoriques mobilisées que nous avons décrites dans le Chapitre 2, et

analysées en Section 3, les modèles de Lecocq *et al*, 2006 et Bénavent, 2014. Cet exercice nous permet de définir les différentes modalités possibles comme suit.

Finalité d'usage: Nous avons vu, par le biais de la typologie des modèles d'usage du *Big Data* (Bénavent, 2014), que l'objectif d'utilisation des données diffère d'un modèle à un autre. Cela peut être l'amélioration des études dans le cas du modèle de la connaissance, ou la réduction des coûts et l'amélioration des gains de productivité dans le cas du modèle de l'automatisation. Dans le modèle de l'*empowerment*, l'objectif est de renseigner les utilisateurs, afin d'améliorer leur prise de décisions. Enfin, la finalité d'usage dans le modèle des plateformes est la création de service, et la consommation collaborative. Ainsi, dans la typologie des modèles d'usage du *Big Data*, la variable « finalité d'usage » peut prendre sept modalités : amélioration_études, réduction de coûts, gain_productivité, renseignement, aide_décision, création_services, consommation_collaborative.

Nous avons, cependant, remarqué que certaines modalités de variables peuvent être regroupées en une seule. Comme dans le cas du modèle de l'automatisation, la variable « finalité d'usage » prend deux modalités que sont : réduction de coûts ou gain de productivité. Ces notions étant assez proches, le gain de productivité peut générer une baisse des coûts unitaires.

Il en est de même dans le modèle de l'*Empowerment* : les modalités de la variable « finalité d'usage » sont soit le renseignement, soit l'aide à la décision. Nous résumons celles-ci en une seule modalité, l'aide à la décision. Nous considérons ici que le renseignement est la première étape par laquelle passent les utilisateurs, dans ce modèle, pour arriver ensuite à la prise à la décision.

Dans le cas du modèle des services par les données ou des plateformes, la variable « finalité d'usage » prend soit la modalité création de service, soit la modalité consommation collaborative. Nous avons également choisi de mettre une seule modalité, celle de la création de service. Nous considérons dans cette configuration que mettre en place les conditions de la consommation collaborative par le biais des nouvelles technologies, contribue à la création de nouveaux services.

Par conséquent, la variable « Finalité d'usage » peut prendre les modalités suivantes: Amélioration des études ; Gain de productivité ; Aide à la décision ; Création de services (Tableau.7).

| Modèle d'usage des données | Finalité d'usage | Ressources et compétences requises | Transformation organisationnelle requise |
|-----------------------------------|-------------------------|---|---|
| Connaissance | Amélioration des études | Data_scientist | Non |
| Automatisation | Gain de productivité | Ingénieurs_spécialistes | Oui |
| Empowerment | Aide à la décision | Ingénieurs_spécialistes | Oui |
| Services | Création de services | Diversifiées | Oui |

Tableau 7 Typologie des modèles d'usage du Big Data (Bénavent (2014) version simplifiée

Ressources et compétences mobilisées : Dans le cas du *Big Data*, on peut sans doute considérer plusieurs types de compétences et ressources génératrices de revenus. Dans le cadre de notre recherche, on considère les données du *Big Data* elles-mêmes comme de nouvelles ressources susceptibles de générer des revenus, ainsi que les algorithmes développés autour de ces données permettant de les exploiter. Dans notre travail empirique, nous choisirons d'ailleurs uniquement des projets d'entreprises exploitant ce type de ressources. En ce qui concerne les compétences mobilisées, on retrouve dans la typologie des modèles d'usage du *Big Data* différents profils de métiers, selon les besoins et les finalités d'usages des données massives, tels que des ingénieurs spécialistes, des développeurs, des analystes, ou des *data-scientists*.

Ces profils diffèrent selon le type de projet, plus précisément selon les modalités de la variable précédente, « finalité d'usage ». Ainsi, dans un projet dont la finalité d'usage est l'amélioration des études, on retrouve une dominante de profils de *data-scientist*, ou d'analystes experts des méga-données dans leur domaine d'utilisation. Un projet dont la finalité d'usage est de créer des services nécessite des profils variés de juristes, d'analystes, et

d'informaticiens, etc. Par ailleurs, les projets qui s'inscrivent dans des modèles d'automatisation ou d'*empowerment*, dont les finalités d'usage sont respectivement : gain de productivité et aide à la décision ; ces projets mobilisent des profils surtout techniques, tels que les développeurs et les ingénieurs en systèmes d'information. Par conséquent, nous désignons pour cette variable des « ressources et des compétences mobilisées » les modalités suivantes : data-scientist, ingénieurs spécialistes, et diverses pour désigner les compétences diversifiées.

Transformation organisationnelle requise : Certains projets Big Data exigent de revoir l'organisation de l'entreprise, d'autres s'ajoutent et s'intègrent à l'organisation existante, sans besoin de réforme majeure. Ainsi, dans la typologie des quatre modèles d'usages du *Big Data* des modèles tels que celui de la connaissance, n'engendrent pas des changements considérables, si ce n'est une amélioration incrémentale des processus existants. Au contraire, des modèles comme celui de l'automatisation, de l'*empowerment* ou des plateformes, nécessitent de revoir l'organisation de l'entreprise. Ces changements peuvent se manifester par des adaptations de l'organisation, ou au contraire requérir des transformations importantes. Concernant ainsi cette variable de la « transformation organisationnelle requise », elle peut prendre deux modalités: « oui » pour désigner qu'il existe une transformation de l'organisation, ou « non » pour indiquer qu'il n'y a pas de transformation organisationnelle.

Par ailleurs, lors du traitement de nos données, nous nous sommes rapidement heurtée à un besoin de mieux caractériser le type de transformation organisationnelle requis dans les projets *Big Data*. Rappelons que Besson et Rowe (2011) considèrent qu'il existe trois types de transformations possibles dans le cadre de l'intégration de nouvelles technologies par les entreprises : transformation radicale de l'organisation, « bricolage. », et transformation continue. En précisant ainsi les modalités de la variable « transformation organisationnelle requise » nous avons retenu trois degrés possibles : Pas de transformation, adaptation de l'organisation et transformation.

Il est ainsi question d'aucune transformation pour certains projets *Big Data*, en fait ceux dont la finalité est d'améliorer la connaissance de l'entreprise et ses processus existants. Les

projets opérés via des bricolages et des améliorations continues n'exigent pas de transformation profonde ; on parle dans ce cas d' « adaptation de l'organisation ».

Enfin, certains projets, innovants pour la plupart, nécessitent et engendrent de profonds changements de l'organisation ; nous codifions alors par la modalité « transformation ». Nous avons donc identifié pour cette variable de la « transformation organisationnelle requise », trois modalités : pas de transformation, adaptation de l'organisation, et transformation de l'organisation.

Par ailleurs, nous avons aussi observé qu'il est nécessaire de définir les critères déterminant une transformation organisationnelle. Quand et comment peut-on désigner que celle-ci s'est bien produite dans un projet *Big Data*. Pour répondre à cela, nous avons jugé utile de rajouter deux variables déterminantes : « transformation division tâches » et « transformation coordination tâches ».

Transformation division tâches et Transformation coordination tâches : afin de déterminer le type de transformation organisationnelle requise pour les projets *Big Data*, nous prenons en compte deux composantes essentielles de la définition de l'organisation : la division des tâches et la coordination des tâches (Mintzberg, 1982). On considère ainsi qu'il y a une transformation organisationnelle s'il y a transformation dans la division des tâches et dans leur coordination. Nous avons de ce fait identifié les variables « transformation division tâches » et « transformation coordination tâches » afin de caractériser le type de transformation nécessaire dans un projet *Big Data*. Chacune de ces deux variables peut prendre trois modalités : (1) non pour désigner qu'il n'y a pas de transformation au niveau de la division des tâches ou de la coordination des tâches, (2) un peu, pour indiquer qu'une transformation, peu importante, est observée au niveau de la division des tâches ou au niveau de la coordination des tâches, enfin (3) la modalité beaucoup, pour désigner une importante transformation au niveau de la division des tâches ou dans leur coordination.

Nous avons ensuite utilisé ces deux variables « transformation division tâches » et « transformation coordination tâches » pour assigner les trois modalités de la variable précédente « transformation organisationnelle requise » dans notre base de données. Nous considérons ainsi qu'il n'y a pas de transformation organisationnelle pour un projet *Big Data*, s'il n'y a pas de transformation au niveau de la division des tâches, ni dans leur coordination,

c'est à dire que les modalités des deux variables « transformation division tâches » ou « transformation coordination tâches » indiquent « non ». L'adaptation organisationnelle est notée si une ou les deux modalités des variables « transformation division tâches » ou « transformation coordination tâches » désigne qu'il y a un peu de transformation. Nous estimons enfin qu'il y a transformation organisationnelle si une ou les deux modalités des variables « transformation division tâches » ou « transformation coordination tâches » indiquent beaucoup de transformation.

En intégrant ces précisions sur la variable de « transformation organisationnelle requise » à la typologie des modèles d'usage du *Big Data* le modèle de celle-ci se présente comme suit (tableau.8)

| Transformation division tâches | Transformation coordination tâches | Transformation organisationnelle requise |
|---------------------------------------|---|---|
| Non | Non | Pas de transformation |
| Un peu | Non | Adaptation de l'organisation |
| Non | Un peu | |
| Un peu | Un peu | |
| Beaucoup | Non/Un peu | Transformation de l'organisation |
| Non/Un peu | Beaucoup | |
| Beaucoup | Beaucoup | |

Tableau 8 Précision sur la composante de la transformation organisationnelle requise dans la typologie des modèles d'usage du Big Data

Modèle d'usage des données: les modalités de cette variable sont définies en fonction des combinaisons des trois précédentes variables que sont : « Finalité d'usage », « Ressources et compétences mobilisées », et « Transformation organisationnelle requise ». Par exemple on peut déterminer que le modèle est celui de la « connaissance » si on retrouve les modalités suivantes : « amélioration de la connaissance » pour la variable « finalité d'usage » ; « Data-scientist » pour la variable « ressources et compétences mobilisées » ; et la modalité « pas de transformation » pour la variable « transformation organisationnelle requise ». Au final, la variable « modèle d'usage des données » peut avoir les modalités suivantes : connaissance ; automatisation ; *empowerment* ; plateforme.

En procédant ainsi, nous avons identifié depuis la théorie les différentes modalités possibles des variables clés. Celles-ci sont à la base de la typologie des modèles d'usages du *Big Data* de Bénavent (2014) présentée dans la deuxième section du second chapitre de notre thèse. Il s'agissait donc de choisir, dans une logique de codage théorique, les modalités permettant de préciser la finalité d'usage des données pour un projet *Big Data*, les ressources et compétences mobilisées, et la transformation organisationnelle requise; la combinaison de ces trois premières variables nous permet de déterminer le modèle d'usage des données à retenir (Tableau.9).

| Modèle d'usage des données | Finalité d'usage | Ressources et compétences mobilisées | Transformation division tâches | Transformation coordination tâches | Transformation organisationnelle requise |
|----------------------------|-------------------------|--------------------------------------|--------------------------------|------------------------------------|--|
| Connaissance | Amélioration des études | Data_scientist | Non | Non | Pas de transformation |
| Automatisation | Gain de productivité | Ingénieurs_sécialistes | Un peu | Non | Adaptation de l'organisation |
| | | | Non | Un peu | |
| | | | Un peu | Un peu | |
| Empowerment | Aide à la décision | Ingénieurs_sécialistes | Beaucoup | Non/Un peu | Transformation de l'organisation |
| | | | Non/Un peu | Beaucoup | |
| | | | Beaucoup | Beaucoup | |
| Services | Création de services | Diversifiées | Beaucoup | Non/Un peu | Transformation de l'organisation |
| | | | Non/Un peu | Beaucoup | |
| | | | Beaucoup | Beaucoup | |

Tableau 9 Typologie des modèles d'usage du Big Data avec précision des transformations organisationnelles requises

Ces variables (tableau.9) vont nous permettre dans un premier temps de tester la pertinence de la typologie des modèles d'usage du *Big Data* proposée par Bénavent (2014). Par ailleurs, dans notre présent travail de recherche, nous souhaitons identifier des *business model* du *Big Data*. Pour cela, nous avons procédé dans une même logique à la codification de variables supplémentaires que nous avons déterminées depuis la littérature des *business model* (Lecocq *et al*, 2006). Nous mobilisons celles-ci dans une optique de pouvoir enrichir la typologie des modèles d'usages du *Big Data* et la développer en typologie de modèles d'affaires. Nous avons de ce fait identifié les variables de codification suivantes...

Offre produit/service: Lecocq *et al*, 2006 considèrent plusieurs éléments pour définir la composante de l'offre de produits et services dans un modèle d'affaires, à savoir la nature de proposition de valeur, les clients concernés par l'offre, le mode d'accès à cette offre, etc. La proposition de valeur du *business model* permet d'indiquer si le choix et le déploiement de certaines ressources et compétences donne lieu à des offres innovantes ou pas. Les clients

cibles de l'offre sont tous les acteurs permettant de générer des revenus à l'entreprise. Le mode d'accès à l'offre est déterminé selon la politique de chaque entreprise.

Dans le cadre du déploiement des ressources du *Big Data* (Données massives et algorithmes) au titre de la proposition de valeur, nous devons déterminer si l'offre de produits et services mise en place par l'entreprise via le *Big Data* est innovante, ou s'il s'agit uniquement d'améliorer l'offre traditionnelle de l'entreprise. Les dimensions liées aux clients et mode d'accès étant beaucoup plus complexe à déterminer dans le cadre d'un projet *Big Data*, nous choisissons de ne pas les retenir ici.

Pour sa part, Bénavent (2014) indique que la valorisation du *Big Data* se définit à travers la finalité d'usage que chaque entreprise choisit dans l'exploitation de ses données. Nous avons vu que certaines entreprises mobilisent le *Big Data* pour améliorer leurs connaissances, tandis que d'autres souhaitent réduire des coûts ou améliorer leur prise de décision.

Pour définir la variable « Offre de produits/Services » d'un *business model* du *Big Data*, nous avons choisi de retenir deux dimensions que sont la proposition de valeur et la finalité d'usage du *Big Data*. La première, permet de déterminer si l'offre est innovante ou pas. De ce fait, la variable Offre produit/service d'un projet *Big Data* se compose de deux sous-variables que sont : « finalité d'usage » et « proposition de valeur ». La première peut prendre les modalités suivantes : amélioration-études, gain-productivité, aide-décision et création-service. Les modalités de la deuxième sous-variable « proposition de valeur » sont les suivantes : « Pas d'innovation-même offre », ou « Innovation ».

Modèle revenus-projet. Cette variable indique comment se fait la rémunération de l'activité du projet. Comme nous avons pu le noter dans la littérature des modèles d'affaires, il existe différents modèles de revenus ; les plus répandus sont : la commission, la publicité, l'abonnement, la transaction, et l'inscription. Pour notre codage, nous avons retenu les modalités suivantes : transaction, réduction-coût, et publicité. Nous avons ainsi jugé utile de regrouper les modalités inscription, abonnement et commission sous la modalité transaction.

Le tableau 10 reprend les modalités de l'ensemble des variables que nous venons de décrire et qui sont retenues pour caractériser et classer les 50 projets *Big Data* que nous avons identifiés dans la construction de notre base de données.

Ainsi, les variables « Ressources et compétences mobilisées », « Finalité d'usage », « Transformation division tâches », « Transformation coordination tâches », et « Transformation organisationnelle requise » vont nous permettre dans un premier temps de tester la pertinence de la typologie des modèles d'usage du *Big Data*. En rajoutant à celles-ci les variables « Modèle_revenu projet » et « Offre produit/service_proposition de valeur », nous serons en mesure de déterminer les différents modèles d'affaires possibles du Big Data.

| Ressources et compétences mobilisées | Finalité d'usage | Transformation division tâches | Transformation coordination tâches | Transformation organisationnelle requise | Modèle d'usage des données | Proposition de valeur | Modèle de revenus de l'entreprise | Modèle de revenus du projet |
|--------------------------------------|------------------------------|--------------------------------|------------------------------------|--|----------------------------|--|--|--|
| Data_scientist | Améliorer la connaissance | Non | Non | Pas de transformation | Connaissance | Pas d'innovation- même offre Offre innovante | Pub Transaction Commission Réduction de coûts Abonnement | Pub Transaction Commission Réduction de coûts Abonnement |
| Ingénieurs_ spécialisés | Gain de productivité | Un peu | Non | Adaptation de l'organisation | Automatisation | | | |
| | | Non | Un peu | | | | | |
| | | Un peu | Un peu | | | | | |
| Ingénieurs_ spécialisés | Aide à la décision | Un peu | Non | Transformation de l'organisation | Empowerment | | | |
| | | Non | Un peu | | | | | |
| | | Un peu | Un peu | | | | | |
| Diversifiées | Création de produits/service | Beaucoup | Non/Un peu | Transformation de l'organisation | Services | | | |
| | | Non/Un peu | Beaucoup | | | | | |
| | | Beaucoup | Beaucoup | | | | | |

Tableau 10 Les variables et modalités utilisées pour le codage des projets Big Data dans la base de données

| Ressources et compétences mobilisées | Transformation organisationnelle requise | Offre de produits et services | | Modèle de revenus du projet |
|--------------------------------------|--|-------------------------------|--|--|
| | | Finalité d'usage des données | Proposition de valeur | |
| Data_scientist | Pas de transformation | Améliorer la connaissance | Pas d'innovation-même offre Offre innovante | Pub Transaction Réduction de coûts |
| Ingénieurs_ spécialisés | Adaptation de l'organisation | Gain de productivité | | |
| Ingénieurs_ spécialisés | Transformation de l'organisation | Aide à la décision | | |
| Diversifiées | Transformation de l'organisation | Création de services | | |

Tableau 11 Les variables de codification utilisées pour identifier les business model du Big Data

Afin de décrire notre mode opératoire pour le remplissage de la base de données, nous pouvons citer l'exemple du codage du projet *Big Data* d'UPS, intitulé « *Orion: "On Road Integrated Optimisation and Navigation optimisation* ». Nous avons résumé l'ensemble des informations recueillies sur ce projet comme suit : « *Le projet Orion est une plateforme d'analyse prédictive, développée par UPS pour optimiser les trajets de ses livreurs. L'outil assiste les conducteurs en leur indiquant les meilleurs trajets à emprunter dans leurs livraisons (les plus rapides et les plus économiques en consommation de carburant). Les chemins sont estimés à partir de combinaisons de données variées, issues des capteurs des véhicules, des préférences des utilisateurs sur certaines routes, ainsi que des données cartographiques, et les historiques de suivi de GPS des itinéraires similaires. Pour le développement de ce projet une équipe de 50 ingénieurs a été mobilisée sur une durée 10 ans et l'investissement engagé est estimé entre 200 et 300 millions de dollars. 700 formateurs ont été mobilisés pour accompagner les livreurs dans l'appropriation de l'outil sur l'ensemble du réseau des Etats-Unis* ». Sur la base des informations recueillies, nous avons codé les variables caractérisant le modèle d'affaires du projet comme suit :

- la finalité d'usage des données pour ce projet est d'apporter des renseignements aux livreurs UPS, afin qu'ils puissent choisir les meilleurs itinéraires à emprunter. Ceci se traduit par la modalité « Aide à la décision » ;

- en ce qui concerne les ressources et compétences mobilisées, l'entreprise communique ses investissements sur le projet et sur le nombre de 50 ingénieurs mobilisés pour 10 ans, la durée du développement. On observe ainsi une forte concentration d'ingénieurs, cela correspond à la modalité « Ingénieurs-spécialisés » dans la base de données ;

- pour ce qui est de l'aspect organisationnel, nous avons noté qu'il est question d'adaptations nécessaires afin d'accompagner les employés dans la prise en main de l'outil, car UPS mobilise 700 formateurs à cet effet. Il est donc aussi question d'adaptation de la part des collaborateurs dans l'appropriation de l'outil et son usage. Ainsi la variable « Transformation division tâche » prend la modalité « Non », et la variable « Transformation coordination tâches » prend la modalité « Un peu ». On est dans une configuration de transformation organisationnelle pas très importante, qui s'est exprimée par quelques ajustements, c'est pourquoi nous avons retenu la modalité « Adaptation-organisationnelle » dans le cas du projet *Big Data* d'UPS ;

- concernant la variable modèle d'usage des données, comme nous avons pu le noter, les modalités de cette variable sont liées à celles des trois variables précédentes, à savoir les ressources et les compétences mobilisées, la transformation organisationnelle requise, ainsi que la finalité d'usage des données. En se référant à la typologie des modèles d'usage des données, que nous avons détaillée (Tableau.9), nous avons retenu la modalité « *Empowerment* » pour la variable « modèle d'usage des données » du projet *Big Data* d'UPS, même si les trois modalités ne sont pas réunies, car dans ce cas la transformation organisationnelle requise n'est pas importante ;

- l'utilisation du *Big Data* dans ce cas n'a pas donné lieu à une offre innovante sur le marché. Il est seulement question d'améliorer l'offre existante à travers l'utilisation d'un nouvel outil. De ce fait nous avons choisi la modalité « Pas d'innovation-même offre », pour la variable « proposition de valeur » ;

- quant aux modèles de revenus de l'entreprise et du projet, le premier concerne le cœur métier de l'entreprise, qui est d'assurer des livraisons de courriers et de colis. Les revenus de cette activité sont assurés par les transactions, c'est à dire les achats de ces services par les clients. Ce qui correspond à la modalité « Transaction » pour la variable « Modèle de revenus Entreprise ». Pour le projet *Big Data*, l'objectif de réduire les coûts de l'entreprise. Lors du lancement de l'outil en 2015, UPS espérait réaliser des économies sur le carburant, estimées entre 300 et 400 millions de dollars d'ici 2017. Ces éléments nous ont permis de retenir la modalité « Réduction-coûts » pour la variable « Modèle de revenus projet ».

Nous avons procédé ainsi pour l'ensemble des 50 projets *Big Data*. Cela nous a permis, dans un premier temps (Analyse des résultats, premier temps), de tester la typologie des modèles d'usage du *Big Data* proposée par Bénavent (2014). Nous souhaitons ainsi éprouver la pertinence/cohérence de la typologie des modèles d'usage du *Big Data*, à partir des différents cas identifiés et classés dans la base de données.

Dans un second temps, toujours sur la base de l'ensemble des projets renseignés et répertoriés dans la base de données, nous avons tenté de regrouper les différents projets présentant des similitudes sur les modalités des variables que nous retenons pour définir un *business model*, à savoir : « les ressources et les compétences mobilisées », « Finalité d'usage des données », « Transformation organisationnelle requise », « Offre de produits et services », « Modèle de

revenus du projet ». Notre objectif ici, comme nous le verrons en deuxième temps d'analyse, est d'observer s'il existe un modèle d'affaire universel pour le *Big Data*, ou s'il est question de plusieurs catégories de *business model*.

Chapitre 4 : Analyse des résultats

Ce chapitre se présente en deux sections consacrées à la présentation des résultats de notre codification et construction de la base de données. Nous analysons dans un premier temps les résultats de notre test sur la pertinence de la typologie des modèles d'usage du *Big Data* ; nous verrons ensuite les résultats de notre exercice d'extension de cette typologie des modèles d'usage vers une typologie des modèles d'affaires du *Big Data*.

Section 1 : Analyse de la pertinence de la typologie des modèles d'usage proposée

Sur les 50 cas enregistrés dans notre base de données, nous avons pu classer sans grande difficulté les différents projets *Big Data* selon chacun des modèles de la typologie proposée par Bénavent (2014). Autrement dit nous avons pu classer les différents projets selon les trois variables permettant de caractériser un projet *Big Data* par rapport à la typologie des modèles d'usage du *Big Data* : la finalité d'usage des données, les ressources et compétences mobilisées, et la transformation organisationnelle requise. Nous avons ainsi répertorié 10 projets de type *Connaissance/Knowledge*, 18 projets de type *Empowerment*, 2 projets de type automatisation, et enfin 20 projets de type modèle des services par les données. La figure 18 est une illustration de notre base de données qui regroupe l'ensemble des cas étudiés et classés par nos soins selon la typologie des modèles d'usages du *Big Data*.

| | Nom Entreprise/Projet | Ressources et compétences mobilisées | Transformation Organisationnelle requise | Finalité de l'usage | Modèle d'usage des données |
|----|--|--------------------------------------|--|---------------------|----------------------------|
| 1 | SFR | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| 2 | Orange "Sauvons les LiveBox" | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 3 | AT&T "Tower Outage Analyzer" | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 4 | Darty | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 5 | Auchan | Diversifiées | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 6 | Campagne électorale Obama 2012 | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 7 | Disney "Programme MyMagic+" | Diversifiées | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 8 | Tesco | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| 9 | Citigroup "Data Innovation" | Data_scientist | Adaptation_Orga | Amélioration_études | Connaissance |
| 10 | Sears Holding | Data_scientist | Adaptation_Orga | Amélioration_études | Connaissance |
| 11 | Fnac | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| 12 | IndyCar 500 McLaren | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 13 | Le Tour de France gérée par l'entreprise Amaury | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 14 | Bank of America | Data_scientist | Adaptation_Orga | Amélioration_études | Connaissance |
| 15 | BMW | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 16 | PSA | Data_scientist | Adaptation_Orga | Amélioration_études | Connaissance |
| 17 | AccorHotels "Smart Marketing Automated" | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Gain_Productivité | Automatisation |
| 18 | M6 Publicité | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| 19 | Airbus | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 20 | Boeing | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 21 | Pratt & Whitney | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 22 | Tesla | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 23 | Toyota | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 24 | Ford "SIMS: Smart Inventory Management System" | Diversifiées | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 25 | DOMINO'S PIZZA | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Gain_Productivité | Automatisation |

| | | | | | |
|----|-------------------------------------|-------------------------|---------------------------|---------------------|--------------|
| 26 | Randstad | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 27 | Monster "SeeMore" | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 28 | Dickeys BarbecuePit | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 29 | Nissan "NCD Nissan Customer" | Data_scientist | Adaptation_Orga | Amélioration_études | Connaissance |
| 30 | UPS "ORION OnRoad Integrated" | Ingénieurs_spécialistes | Adaptation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 31 | Netflix | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 32 | Amazon | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 33 | Linkedin | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 34 | RollsRoyce | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| 35 | Acxiom | Data_scientist | Passe à la transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| 36 | Uber | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 37 | Didi Chuxing (Didi Kuaidi Avant) | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 38 | TaskRabbit | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 39 | Airbnb | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 40 | Blablacar | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 41 | Postmates | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 42 | Meetic | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 43 | Deezer | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 44 | Bayesimpact | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 45 | Deliveroo | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 46 | COURSERA | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 47 | Booking | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 48 | Google | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 49 | Facebook | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |
| 50 | Instagram | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Création_services | Plateforme |

Figure 18 Classification des projets Big Data selon la typologie des modèles d'usages de Bénévent (2014)

Afin d'illustrer la façon dont nous avons procédé, prenons quelques exemples de cas classés dans des modèles d'usage des données différents. Commençons par l'exemple du projet *Big Data* de Tesco, que nous avons finalement classé comme modèle d'usage des données « Connaissance ».

Nous avons tout d'abord résumé l'ensemble des informations recueillies sur le projet *Big Data* de Tesco comme suit :

« Tesco est un groupe de distribution international basé principalement au Royaume-Uni. Il fait partie des entreprises pionnières dans l'usage du Big Data. Les données des clients sont récoltées principalement à partir des cartes de fidélité ; l'objectif de cette exploitation volumineuse est de comprendre les besoins précis des clients. A titre d'exemple, au début des années 2000, après avoir identifié avec précision une nouvelle catégorie de clients, l'enseigne lance une nouvelle catégorie de produits alimentaires de qualité qu'elle nomme "finest products".

Aujourd'hui l'entreprise gère un volume de données beaucoup plus important, avec des traitements d'analyse en temps réel (Analyse de 1,5 milliard de produits/semaine). Parmi les récentes applications du Big Data par Tesco, l'analyse prédictive des données a permis de réduire le gaspillage des produits alimentaires, optimiser le stockage dans les entrepôts, et réduire les factures d'électricité.

Pour le développement de ses projets Big Data, l'entreprise a procédé à l'acquisition de "Dunhumby" un spécialiste dans les pratiques de la connaissance client, et qui devient pour quelque temps sa filiale Big Data, car aujourd'hui dans le cadre d'un plan de redressement, Tesco souhaite céder cette filiale Dunhumby qui compte un effectif de 2000 employés dans le monde, elle est présente dans 55 pays dans le monde avec une concentration des métiers d'analystes en Inde »

Le groupe « Tesco » figure parmi les projets que nous avons classés dans le modèle de la connaissance. Ce grand groupe britannique de la distribution est un pionnier dans l'usage du *Big Data*. Il parvient à affiner ses études marketing et créer ainsi de nouvelles catégories de produits. Pour Tesco, l'usage du *Big Data* n'a pas engendré de transformation particulière de

l'organisation. Tout au plus l'entreprise a elle procédé à l'acquisition de son prestataire, « Dunhumby », spécialisé dans l'analyse des données massives, devenue filiale du groupe. Il est ainsi question d'un peu de transformation au niveau de la coordination des tâches, et pas de transformation au niveau de la définition des tâches. Nous sommes dans ce cas dans une transformation de type adaptation de l'organisation.

Dans le cas de Tesco, les premiers usages du *Big Data* sont destinés à améliorer la connaissance client, et à affiner les segments existants. D'autres applications sont aussi développées en parallèle, tels que de l'analyse prédictive, afin d'optimiser la gestion des stocks de l'enseigne.

Le modèle de la connaissance nécessite respectivement la combinaison des valeurs suivantes : « amélioration_études », « data_scientists » et « pas de transformation » respectivement pour les variables « finalité d'usage », « Ressources et compétences mobilisées » et « transformation organisationnelle requise ». Dans le cas de Tesco, (1) la finalité est celle de l'amélioration des études qui rejoint l'objectif d'affiner sa connaissance client, (2) en termes de transformation, il n'y a pas de changements particuliers de l'organisation, mais on parle quand même d'adaptation de l'organisation, et concernant (3) les compétences mobilisées, celles des *data-scientists* sont concentrées dans la filiale Dunhumby. Nous avons donc classé ce projet dans le modèle de la connaissance.

Considérons ensuite le cas de *Bank of America*, dont le projet *Big Data* étudié ici a lui aussi été classé dans le modèle de la connaissance. Les informations collectées ont été résumées comme suit :

« Bank of America figure parmi la liste des plus grandes banques américaines, elle fait aussi partie des leaders de ce secteur dans l'usage du Big Data. Les applications les plus courantes sont dans le commercial et le marketing (segmentation), on retrouve aussi des usages liés à la fonction des ressources humaines. Après avoir constaté un manque de rendement et des difficultés à pouvoir garder les employées de ses centres d'appel, l'entreprise décide de faire appel à des solutions d'analytique pour comprendre les causes de ces dysfonctionnements. Pour cela elle fait appel à une nouvelle technologie, « sociometric badges », développée par

des chercheurs du MIT, et commercialisée depuis par l'entreprise « Sociometric Solutions ». Il s'agit de badges connectés permettant de recueillir des données sur les employés tels que la localisation et les différents déplacements sur le lieu de travail, l'intensité et le ton de la voix utilisés lors des conversations, ainsi que le rythme cardiaque.

Les données collectées sur un échantillon de 90 personnes sont analysées. Elles permettent à l'entreprise d'obtenir de précieuses informations expliquant l'efficacité de ses employés dans les centres d'appel. Parmi les constats les plus importants on retrouve la collaboration entre les équipes, celle-ci relève du mode de fonctionnement et de la culture du centre d'appel. La banque observe que les équipes les plus productives sont des équipes soudées dont les employés arrivent à échanger entre collègues durant les temps de pause ; les équipes moins productives sont des équipes dont les employés n'échangent pas suffisamment entre eux. Ceci est dû à un système de pause rotationnel, mis en place par l'établissement ne permettant que très peu d'interaction.

Sur la base de ces nouvelles connaissances, Bank Of America adopte de nouvelles mesures en termes de management : elle instaure des dispositifs permettant d'améliorer les conditions de travail des salariés, à savoir de nouveaux aménagements pour les espaces de pause, et surtout une nouvelle organisation des horaires autorisant plus d'échanges entre les employés. Une telle démarche a permis d'accroître considérablement la performance des centres d'appel de la banque. Après trois mois, l'entreprise constate une croissance de 10% de la productivité, et une amélioration de 23% de la performance des employés, ce qui équivaut une économie de 15 millions d'euros. »

On retrouve dans le cas de *Bank of America* la combinaison de deux modalités de variables du modèle de la connaissance tel que définit dans la typologie des modèles d'usages du Big Data. Pour la variable « finalité d'usage » il s'agit bien de la modalité « amélioration_études », car l'entreprise souhaite améliorer sa connaissance de ses employés. Pour les compétences et les ressources mobilisées on retrouve divers profils, mais il s'agit surtout de spécialistes en *Big Data*, qui ont contribué à mettre en place un dispositif innovant de collecte des données et leur analyse ; on note donc la modalité « *data_scientists* ».

Enfin concernant la transformation de l'organisation, sur le projet lui-même, l'entreprise fait appel à des prestataires externes, mais pour ce qui est des résultats de la mise en place de ce projet, on constate une « adaptation organisationnelle » de la part de *Bank of America*. En effet, dans les différents documents que nous avons étudiés, on observe le déploiement de nouveaux moyens de coordination des employés, comme nous l'avons souligné ci-dessus. Mais on ne constate pas de nouvelle division des tâches. On est ainsi dans des modalités de « Un peu » pour la variable « Coordination des tâches », et « Non » pour la variable « Division des tâches ». Cela nous a permis de choisir la modalité « Adaptation_Orga » pour la variable « Transformation Organisationnelle requise » dans le cas de *Bank Of America*.

Considérons un dernier cas que nous avons classé comme modèle de la connaissance, le cas M6 Publicité. Les informations collectées ont été résumées comme suit :

« M6 Publicité est une filiale du groupe M6 groupe de média français disposant de plusieurs chaînes TV et de radio, des sociétés de production et de distribution. La filiale spécialisée dans la commercialisation des pub pour la chaîne TV M6 mobilise le Big Data afin d'améliorer sa connaissance sur l'impact réel des pub télévisées sur le public et améliorer ainsi l'efficacité des campagnes publicitaires proposées à ses clients (agences médias et annonceurs).

Pour cela elle construit une importante base de données de 1200 campagnes de pub, le contenu de celle-ci est de l'ordre de 100 000 lignes d'informations (budgets de campagnes, chaîne de télévision choisie, créneaux de diffusion, marques, produits, etc. L'analyse de cette base de données est ensuite confiée à la société « Quinten » (spécialisée dans l'analytique).

Les résultats issus de ces analyses ont permis de confirmer certains faits connus par expérience ou intuition, tels que l'impact de la présence d'une célébrité X à une campagne donnée. Elles ont permis aussi de révéler des faits inconnus par le passé : il a par exemple été ainsi possible de découvrir l'importance des périodes d'été et des week-end pour la diffusion des publicités des petites et moyennes marques. Sur la base des résultats d'analyses obtenus, l'entreprise a été capable de proposer des offres plus ciblées et des services personnalisés à ses clients

Selon la directrice du Groupe Etudes de M6 Publicité, il est question de nouvelles connaissances inaccessibles via les méthodes classiques d'analyse des données, elle note : « L'approche originale de Quinten nous permet d'avoir des résultats beaucoup plus précis que si nous faisons des études statistiques classiques, basées sur les moyennes. Cette analyse par le datamining nous permet de confirmer certaines intuitions et de mettre en évidence de nouvelles connaissances, parfois contre-intuitives mais toujours factuelles, dont nous faisons bénéficier nos clients. Nous sommes ravis de notre collaboration avec Quinten, tant par la qualité de son accompagnement en termes de conseil que par son approche technologique qui permet de mixer des données hétérogènes et multidimensionnelles qu'il aurait été difficile voire impossible d'analyser autrement. C'est donc tout naturellement que nous inscrivons ce partenariat stratégique dans la durée ».

Pour ce projet *Big Data* de la chaîne de télévision M6, nous avons affecté ce dernier au modèle de la connaissance. La finalité d'usage de ce projet est d'améliorer les études, car l'entreprise a communiqué clairement sur son ambition d'explorer de nouvelles techniques et solutions d'analyse. Ceci a permis *in fine* de proposer de nouveaux services plus personnalisés aux clients.

En termes de ressources et compétences mobilisées, on remarque une concentration de *data scientist*, car il est question d'optimiser la collecte des données et leur analyse. Cette tâche a été confiée comme cité précédemment, à un spécialiste du domaine. D'ailleurs, pour cette collaboration, M6 lui ouvre l'accès à son importante base de données de campagnes publicitaires (plus de 1200 campagnes).

En ce qui concerne la transformation organisationnelle requise par ce projet, nous ne constatons aucun changement majeur. Nous n'avons noté aucune information sur la nécessité de transformer la division des tâches des employés, ou leur coordination.

Pour ce qui est maintenant des projets que nous avons classés dans le modèle de l'automatisation par les données, nous en avons identifié deux : le projet « *Smart marketing automated recommendation tool* » d'Accord Hôtels et projet de Domino's Pizza au Royaume-Unis.

Concernant le projet « *Smart marketing automated recommandation tool* » d'Accord Hôtels, « *Le groupe hôtelier Accord Hôtels est un groupe français présent à l'échelle internationale, il compte à son actif plus de 4100 hôtels et 240 000 collaborateurs. Son segment de marque se présente en trois catégories : le luxe (47%), le milieu de gamme (37%) et économique (16%). Pour faire face à la nouvelle concurrence, le groupe met en place un projet de transformation digital, un important investissement (plus de 225 millions d'euros) est engagé, en 2014, sur une durée de 5 ans. L'entreprise souhaite bénéficier d'une meilleure visibilité et prévisions sur les prix des chambres, l'utilisation des sites internet tels que Booking, et une meilleure gestion de ses promotions et des ses campagnes publicitaires.*

Pour cela, le groupe mise très tôt sur les données, il crée une direction complètement dédiée à la gestion des données et directement rattachée à la direction générale, ce département se compose d'un Chief Data Officer et d'une équipe de 18 personnes de profils de data-scientist, data-architect, data-quality, etc. Le rôle de cette entité est de mettre en place une nouvelle architecture Data, d'améliorer la gestion des données du groupe et de développer de nouveaux outils basés sur les données. On retrouve parmi ces solutions le projet Smart (Smart marketing automated recommandation tool) dont l'objectif est d'améliorer et personnaliser la relation client du groupe.

Pour mettre en place cet outil, la démarche de l'entreprise a d'abord été la centralisation des données dans une base de 50 millions de clients (à partir des systèmes de gestion de 3600 hôtels du groupe, des centres d'appels, des sites web, etc) le but premier étant la création d'un MDM⁵, un référentiel unique sur les données issues de différents canaux (Système d'information, centres d'appel, site web, application mobile, etc). Il est ensuite question d'automatiser le traitement de ces données par un moteur de recommandation. L'outil développé va permettre de proposer, en temps réel, des offres ciblées et hautement personnalisées aux clients adhérents, il suffit qu'un client contacte l'entreprise pour que celui-ci soit automatiquement identifié. En fonction des informations existantes sur son profil le

⁵ MDM pour *master data management* ou **gestion des données de référence**. C'est dans le vocabulaire des technologies de l'information une démarche visant à construire et maintenir une base unifiée des données référentielles au sein d'un système d'information, quelque soient les canaux de collecte ou de diffusion des données (réseaux informatiques, *smartphones*, ou autres), et, par exemple, les zones géographiques de production ou d'utilisation des données considérées Bonnet (2009).

moteur de recommandation va lui proposer, en temps réel, des offres adaptées. La mise en place de cet outil permet au groupe de réaliser des gains de productivité, selon Amélie Hameau, responsable du projet chez Accor : une réalisation de 140 millions de recommandations en 2014, augmentant de 50 % le taux de clics sur le web, de 100 % le taux d'achat de nuitées et de 200 % le chiffre d'affaires pour les bannières personnalisées.

Le développement et la gestion de cette solution sont confiés à cinq personnes de la direction des systèmes d'information du groupe, ainsi que des prestataires externes. La mise en place de cette plateforme a nécessité l'intégration de l'ensemble des systèmes informatiques existants dans l'entreprise (des solutions de CRM Salesforce, des applications Web développées maison (Accor Customer Care Application - ACCA), le système de réservation Tars, etc.) »

Le modèle de l'automatisation requiert les modalités de «réduction_coûts» ou «gain_productivité» pour la variable «finalité». Dans le cas du groupe Accor, nous avons noté que l'usage du *Big Data* permet de réaliser des gains de productivité, en augmentant le taux de réservation des nuitées et du chiffre d'affaire des publicités, comme cité précédemment.

En termes de compétences, le modèle d'automatisation fait appel à des profils techniques spécialistes dans les systèmes d'informations ou le développement, ce qui renvoie à la modalité «ingénieurs_spécialistes» pour la variable «Ressources et compétences_mobilisées».

En termes de transformation de l'organisation, ce projet *Big Data* n'exige pas de refonte particulière. Il s'inscrit dans une logique d'amélioration de la relation client du groupe. Comme cité dans le cas il a été mis en place un département dédié à la gestion du *Big Data*, et d'implémentations et développements spécifiques aux solutions informatiques choisies. Nous avons ainsi noté un peu de transformation dans la coordination des tâches, et un peu de transformation pour la division des tâches. Nous avons conclu qu'il est question d'une adaptation de l'organisation, dans le cas d'Accord Hôtels.

Au total, au vu des modalités retenues pour les trois variables clés que sont la finalité d'usage, les ressources et compétences mobilisées et la transformation organisationnelle requise, nous avons classé ce projet dans le modèle d'automatisation.

Concernant le projet Big Data de *Domino's Pizza*, « *L'enseigne Domino's Pizza est une chaîne de restauration rapide, leader mondial dans la livraison à domicile et des pizzas à emporter. L'entreprise américaine de franchise est présente à l'échelle internationale avec plus de 13000 points de ventes.*

Malgré son domaine d'activité, l'enseigne a su faire des nouvelles technologies un important atout pour améliorer ses services. Un ingénieur chef de projet informatique a décrit l'enseigne comme "une entreprise de e-commerce qui vend des pizzas". De nombreux projets technologiques sont mis en place en vue d'obtenir une meilleure relation clients, augmenter le chiffre d'affaires des ventes ou pour améliorer la logistique et la gestion des stocks, etc. Par exemple, au Royaume-Uni, Domino's Pizza développe une application mobile afin d'automatiser le système de prise de commandes, et personnaliser la relation avec ses clients. Elle s'aligne aux technologies de Netflix et Amazon via le développement des moteurs de recommandation et du compte d'utilisateur personnalisé. L'objectif premier de cette solution est de convertir la grande majorité de ses clients à l'usage de l'application pour passer leurs commandes de pizzas. Il est ensuite question, d'exploiter toutes les données de ces clients, afin de leur proposer des offres personnalisées en fonction de leurs goûts distincts. Les clients disposent ainsi d'un compte personnalisé dans lequel ils se verront proposer des offres et des nouvelles combinaisons de goûts liés à leur historique de commandes, mais aussi des gains de temps en terme de paiement et de suivi de livraison.

Pour le développement de ce projet, l'enseigne met en place une solution multicanale dont l'objectif premier est de récupérer un maximum de données sur les clients. Elle compte ainsi plus de 85000 sources de données (structurées et non structurées). Le développement de ces solutions nécessite des investissements importants en termes de technologies et de marketing, une équipe Big Data est dédiée au développement des systèmes. Pour l'implémentation et la gestion de ses systèmes de sécurité, de l'application client, et de ses ventes, Domino's Pizza fait appel à « Splunk », une entreprise spécialisée dans le développement de plateformes de stockage et de traitement des données machines du Big Data. Concrètement les développements mis en place par Splunk permettent aux équipes de l'entreprise un suivi, en temps réel, les informations issues des différents canaux de ventes telles que les commandes en ligne, les graphiques de ventes sur le système de l'entreprise, etc. Plus récemment encore,

Domino's Pizza met en place des solutions d'intelligence artificielle afin d'enrichir son expérience client. Le développement d'un système nommé DRU Dominos Robotics Unit se traduit par des solutions telles que la possibilité de prendre des commandes par assistance vocale »

Nous avons classé Domino's Pizza dans cette même catégorie des modèles d'usage de l'automatisation, Comme nous avons pu le noter dans le cas cité ci-dessus, la finalité d'usage du *Big Data* ici est d'apporter des gains à la production de l'entreprise, en rendant le client totalement autonome sur le système de prise de commande, et accélérant la prise en charge de celui-ci. Pour cela, l'enseigne développe une application mobile afin d'automatiser le système de prise de commandes, et met en place derrière un ensemble de solutions de recommandation et de suivi des commandes. Elle s'aligne ainsi sur les technologies de Netflix et Amazon via le développement des moteurs de recommandation et du compte d'utilisateur personnalisé.

On note ainsi que pour les ressources et compétences mobilisées Domino's Pizza mobilise surtout des ingénieurs spécialistes qui travaillent avec diverses équipes de l'entreprise, et surtout le marketing. Contrairement à ce que peut laisser penser la nature de son activité, l'entreprise prône une culture profondément technologique.

Pour ce qui est de la transformation organisationnelle requise, on remarque des changements dans la coordination des tâches, et non dans leur division. L'objectif du projet *Big Data* de Domino's Pizza est d'améliorer la connaissance des clients, ce qui a contribué à automatiser le système de prise des commandes, et de personnaliser fortement la relation client. Cela a également permis d'améliorer la productivité des différents points de ventes et franchises de la marque.

Concernant le modèle d'usage de l'empowerment, nous citerons ici les cas suivants : le projet « *Smoke Stack* » de *Dickeys Barbecue Pit*, le projet de Darty et la filiale de Rolls Royce spécialisée dans la construction des moteurs d'avions.

« Dickeys Barbecue Pit est la plus grande chaîne de restaurants de barbecues aux États-Unis, elle compte plus de 500 points de ventes sur l'ensemble du pays. L'entreprise dispose d'un système informatique qui ne répond plus à ses capacités et besoins croissants. En effet

les rapports issus des différents points de vente de l'enseigne ne sont pas unifiés et ne lui permettent pas d'avoir une vision claire sur ses activités. Pour faire face à ces difficultés, Dickey's Barbecue Pit décide de mettre en place une solution Big Data qu'elle nomme Smoke Stack.

Il s'agit plateforme qui combine différentes technologies connues du Big Data, telles que iOLAP pour le stockage et la business intelligence, Amazon Redshift et Amazon Web Service pour le stockage en Cloud, ou DMX pour l'intégration des données, etc. La plateforme compile des données issues des différents points de ventes de l'entreprise, mais aussi de ses systèmes de vente, les programmes de fidélité, des enquêtes clients, les inventaires, etc. Ces données sont analysées en permanence toutes les vingt minutes, elles sont restituées à travers des tableaux de bord afin de rendre plus rapide les différentes actions des employés, comme par exemple pour savoir quel produit mettre en avant aux clients. Au niveau stratégique, ces analyses permettent de faciliter les décisions des dirigeants. Il est ainsi possible d'agir plus rapidement sur des niveaux tactiques comme pour l'atteinte des objectifs de ventes fixés des restaurants. Si par exemple, les données indiquent qu'un menu ne se vend pas bien dans un de ses établissements, une promotion spéciale sur celui-ci est communiquée par sms aux clients potentiels de cette zone géographique. Cela permet d'augmenter les ventes, mais aussi d'équilibrer les stocks. Aussi, si les responsables constatent que les indicateurs de performance de certains points de vente ne sont pas dans la norme, ils mettent en place rapidement des actions correctives. Une telle démarche nécessitait par le passé une semaine à un mois pour être réalisé, alors qu'avec la solution Smoke Stack elle nécessite entre 12 à 24h. »

Ce souhait de mieux renseigner pour aider à la prise de la décision, dans le cas *Dickey's Barbecue Pit*, renvoie à la finalité qu'on retrouve dans le modèle de l'*empowerment*. Par ailleurs, pour le développement technologique de cette solution *Big Data*, la chaîne mobilise une équipe de onze informaticiens, dont deux analystes dédiés, ainsi qu'une étroite collaboration avec l'entreprise iOLAP spécialiste dans le domaine du *Big Data*, ce qui correspond à la modalité Ingénieurs_spécialistes.

Concernant la transformation organisationnelle requise pour ce projet de *Dickeys Barbecue Pit*, il n'est pas question de changements importants, on parle ici d'adaptation organisationnelle. D'après les différents éléments que nous avons étudiés, nous n'avons pas noté de transformation au niveau de la division des tâches, mais on a constaté des modifications dans la partie de la coordination des tâches. En effet, la solution *Big Data* mobilisée améliore les décisions et les actions des employés, elle modifie ainsi les règles de pilotage des activités, et apporte ainsi un certain nombre de transformations dans la répartition des tâches et des modes de prises de décision.

« Darty est une entreprise française spécialisée dans la vente de l'électroménager et de l'informatique. Elle est aujourd'hui rattachée au groupe FnacDarty. L'entreprise mobilise le Big Data dans le cadre de son programme de digitalisation des magasins. L'objectif premier d'usage des données est d'unifier les différents points de contact de l'enseigne : le CRM, les applications et sites de vente, le SAV, etc. Cela permet in fine de simplifier le parcours client entre ces différents canaux.

Ces données unifiées sont enrichies par des données externes telles que les commentaires des réseaux sociaux, les données météorologiques, ou des données socio-démographiques.

L'ensemble des données unifiées est accessible aux différentes équipes de l'entreprise à travers différentes applications (reporting, visuels, indicateurs, etc). Celles-ci permettent par exemple aux commerciaux d'enrichir leur argumentaire de vente, pour les équipes Marketing cela leur permet d'améliorer leur décisions sur les différentes actions à entreprendre. Le tout s'opère dans des délais approchant le temps réel.

Pour concrétiser ce projet, Darty a opté pour la refonte de son architecture IT, vers une architecture SOA (Service Oriented Architecture), et pour le développement d'interfaces digitales différenciées par types d'utilisateurs (clients, vendeurs, etc.). Elle mobilise à cet effet des compétences d'ingénieurs spécialisés, afin de réaliser les développements informatiques et les systèmes adéquats. L'implémentation des solutions techniques est réalisée en incrémental, à travers des outils répandus dans le marché Big Data tel que Hadoop pour le

développement de la plateforme, Talend pour l'intégration des données, SAS pour l'analytique, etc.

Les solutions du Big Data sont intégrées de façon progressive et expérimentale. L'entreprise ne déploie pas d'investissements importants, selon les dirigeants de Darty les ROI sont estimés au fur et à mesure de l'avancement du projet Big Data. Si on se réfère aux commentaires du directeur informatique Darty, il est aussi question 'd'insérer la solution Hadoop dans une informatique en strates et en plat de spaghettis qui a été bâtie durant cinquante ans chez Darty '. L'enseigne fait aussi appel à une entreprise spécialiste du Big Data « Ysance » pour l'intégration des données, ce dernier met à disposition de Darty une équipe de cinq ingénieurs sur une mission de plusieurs mois.

Depuis son rapprochement avec la Fnac, le groupe DartyFnac a mis en place un nouveau plan stratégique dans lequel une grande partie est consacrée à l'amélioration de la plateforme de services du groupe »

Cette mobilisation du *Big Data* par Darty correspond à la finalité d'usage « Aide-décision » dans le modèle de l'empowerment de la typologie des modèles d'usages du *Big Data*. En effet, nous avons noté que les différents développements réalisés permettent *in fine* d'enrichir les informations disponibles pour les différents employés de l'enseigne.

Pour ce qui est des ressources et compétences mobilisées, nous avons remarqué une prédominance de profils techniques ce qui concorde avec la modalité « ingénieurs spécialistes ».

Concernant l'organisation, on remarque dans le cas de Darty, qu'il n'est pas question de transformation radicale, mais de transformation continue. Les solutions du *Big Data* sont intégrées de manière graduelle. Il n'est pas non plus question pour l'enseigne, de modifier les tâches de ses employés, mais d'en améliorer l'exécution en leur apportant un support technologique. Cela correspond à une transformation dans la coordination des tâches des collaborateurs. Par ailleurs, nous n'avons pas constaté dans notre étude du cas, que des modifications dans la division des tâches ont été opérées. Nous avons donc renseigné la

variable de transformation organisationnelle requise par la modalité « adaptation de l'organisation ».

Toujours dans la rubrique des modèles de l'*empowerment* on peut citer à l'exemple de l'entreprise Rolls Royce, et sa division spécialisée dans la construction de moteurs d'avion.

« Rolls Royce est une entreprise anglaise, spécialisée dans la construction des moteurs d'avion et de navires, connue aussi pour sa division Rolls Royce Motors dédiée à la construction d'automobiles.

La fabrication des moteurs d'avions et de navires s'inscrit dans un domaine d'activité très technologique, dont les risques sont hautement élevés, les erreurs techniques et les échecs peuvent facilement atteindre les milliards de dollars. Rolls Royce opte très tôt, depuis 2006, pour les technologies du Big Data pour améliorer ses activités. Selon Paul Stein, directeur scientifique chez Rolls Royce (Marr, 2015), l'industriel mobilise le Big Data pour trois activités principales : le Design, la fabrication, ainsi que la maintenance et le support après-vente.

A propos de la maintenance, Rolls Royce équipe l'ensemble de ses moteurs et systèmes de propulsion de capteurs permettant de récolter des données détaillées sur leur fonctionnement (Vibration, pression, vitesse, température, etc.) que ce soit lors d'un vol ou d'une navigation. Ces données sont remontées via des systèmes reliés à des centres de services opérationnels, elles alimentent des algorithmes d'analyse et permettent de renseigner les ingénieurs du bureau de contrôle, et de détecter en temps réel la moindre anomalie pouvant se produire sur les moteurs. Si un problème est décelé par les unités de contrôle, des équipes présentes partout dans le monde, sont mobilisées lors de l'atterrissage de l'avion pour effectuer le dépannage nécessaire. Pour cela Rolls Royce dispose de 200 ingénieurs prêts à déployer les pièces de rechange nécessaire, et plus 160 forces armées prêtes aussi à intervenir auprès des compagnies aériennes.

L'entreprise dispose de plusieurs centres de services à travers le monde, ces derniers sont dédiés à l'analyse des données issues des capteurs. Par exemple, un des bureaux les plus importants se trouve au siège de l'entreprise à Derby. Il compte une équipe d'une trentaine

d'ingénieurs, relayée par 150 autres ingénieurs, qui travaille constamment sur l'analyse des données issues des capteurs des moteurs d'avions du fabricant. Rolls Royce mobilise massivement des ingénieurs spécialistes, et a lancé des partenariats avec les meilleures universités du Royaume Uni et dans le monde entier, afin de palier au manque des profils qualifiés dans l'engineering et dans l'analyse de données.

L'entreprise manifeste clairement son ambition d'intégrer les données dans ses différents process de design, de fabrication et de maintenance. Par exemple, pour toutes ses nouvelles installations d'usines, Rolls Royce veille à intégrer les nouvelles technologies dans ses process de fabrication. C'est le cas pour ses deux nouvelles usines au Royaume-Uni, spécialisées dans la fabrication de disques pour moteurs à réaction. Celles-ci intègrent des technologies de pointe permettant de rendre plus intelligents les procédés de fabrication, et assister les employés dans les modes de contrôle de qualité. D'ailleurs, sur le long terme l'objectif de l'entreprise ambitionne de déployer des solutions d'automatisation à différentes échelles, comme c'est le cas pour le projet de développement de solutions de pilotage automatiques des navires en mers »

Dans ce cas de Rolls Royce, nous avons noté que l'usage du *Big Data* est destiné en premier lieu à renseigner les ingénieurs de l'entreprise, ils sont capables ainsi de prendre rapidement des décisions sur le type d'action à entreprendre : à savoir s'il faut mobiliser instantanément des équipes de réparation sur place, ou programmer une opération de maintenance. Nous retrouvons ce type de finalité d'usage, dans le modèle de l'*empowerment* comme modalité d'« Aide à la décision ».

De même, le *Big Data* est mobilisé pour la conception des moteurs chez Rolls Royce. Grâce à des techniques de calculs très sophistiqués les ingénieurs parviennent à visualiser des développements assez complexes habituellement, ils peuvent alors décider rapidement sur la validation ou pas de la proposition de conception.

Concernant les ressources et compétences mobilisée par Rolls Royce nous observons une forte concentration de profils technologiques, nécessaires pour le développement des systèmes de capture, collecte et analyse de données. Mais aussi la mise en place et l'évolution des

tableaux de bord de contrôle de la maintenance ou la qualité de fabrication. On peut noter clairement ici que la modalité de la variable « Ressources et compétences mobilisées » correspond à celle d'« ingénieurs-spécialistes ».

Concernant la transformation organisationnelle requise, comme cité ci-dessus, l'entreprise manifeste clairement son ambition d'intégrer les données dans ses différents *process* de design, de fabrication et de maintenance, cela s'inscrit dans sa culture fortement technologique. Nous avons constaté que dans son usage du *Big Data*, l'entreprise Rolls Royce transforme son organisation à différents niveaux, en premier lieu dans ses modes de prises de décisions en maintenance, et dans le design et la fabrication. La mise en place de ces nouveaux systèmes apportent des informations et du renseignement aux différents équipes, ce qui correspond à une transformation dans la coordination des tâches. De même, ces solutions peuvent à long terme, contribuer à la modification de la division des tâches, notamment par la suppression de certains métiers et postes de fabrication.

Pour ce qui est du quatrième modèle d'usage du *Big Data* proposé par Bénavent (2014) celui des services par les données ou des plateformes, nous détaillons dans cette partie les exemples des entreprises : « Taskrabbat » ; « Deliveroo » et « Coursera ».

« Taskrabbat est une entreprise de service créée en 2008, la startup opère dans le domaine de la nouvelle économie du partage, il s'agit d'une plateforme d'entraide dédiée à mettre en relation, via une application (mobile ou site web), des particuliers du même voisinage afin d'effectuer des tâches et des jobs ponctuels en échange d'une rémunération. Les personnes qui font appel à des services sont appelées des 'TaskPosters' ; les personnes offrant leur services sont des 'Taskrabbits', c'est un réseau de personnes dont les profils sont pré-approuvés et validés par la plateforme et qui bénéficient de temps libre et des compétences nécessaires pour accomplir tâches demandées. L'ensemble des utilisateurs est relié par une plateforme technologique, qui effectue automatiquement les correspondances entre l'offre et la demande sur un même périmètre géographique.

Le mode de fonctionnement de la plateforme est simple : Une personne ne disposant pas de temps ou absente, va poster en ligne son offre de mission avec une description détaillée de la

tâche à effectuer qui peut être de poster une lettre, monter un meuble, effectuer des courses ou promener son chien, etc. Une fois postée, elle reçoit trois propositions de profils avec le détail de leur expérience, leur évaluation sur des missions passées, et leur demande de rémunération. En parallèle, le Tasker (la personne qui va effectuer la tâche) va alors accepter ou décliner l'offre de la mission qui lui est proposée selon ses disponibilités, dans un délai de 30 minutes. Une fois la tâche réalisée, la rémunération se fait automatiquement sur l'application. Au lancement de la plateforme, le montant de la mission à effectuer était fixé par les TaskPoster ; très vite cette pratique est transformée, car les tarifs étaient souvent en dessous de la moyenne, depuis les Tasker précisent leur taux horaire relatif à leur niveau d'expérience. La plateforme met en place différentes règles de fonctionnement pour l'ensemble de ses utilisateurs comme l'obligation pour les utilisateurs de traiter les demandes, ainsi que la mise à jour des plannings uniquement en étant connecté sur l'application. Aussi, pour éviter de sous-estimer la charge du travail à effectuer, la plateforme a mis en place un système de rémunération horaire.

L'entreprise compte seulement une soixantaine d'employés en interne contre 50000 travailleurs indépendants. Son activité est rémunérée à travers les commissions prélevées du montant payée pour les missions effectuées. Récemment, dans le cadre de son projet de transformation digitale, Ikea fait l'acquisition de Taskrabbt, dans le but d'offrir plus de services à ses clients. La plateforme quant à elle reste indépendante sur la gestion de son activité ainsi que les partenariats avec d'autres distributeurs »

Le modèle de Taskrabbt se rapproche de celui des services par les données car il véhicule une finalité d'usage des données de consommation collaborative, où c'est la communauté de l'application qui crée de la valeur. On peut aussi observer que les ressources et les compétences mobilisées dans ce cas de figure sont diversifiées : il s'agit en premier lieu celles des utilisateurs de la plateforme, ainsi que celles de ses fondateurs et employés internes. Sans oublier les importants développements des algorithmes permettant le bon fonctionnement de la plateforme.

Pour ce qui est de la transformation organisationnelle requise, on note des changements importants dans la mesure où l'organisation de la plateforme est intégralement construite de

manière *ad'hoc*. On note ainsi une transformation au niveau de la division des tâches, car on fait appel à une nouvelle catégorie de travailleurs, rémunérés "à la micro tâche". Comme pour *Uber*, ainsi que de nombreuses plateformes, on parle d'un nouveau modèle appelé "l'économie des petits boulots" ou "*Gig economy*", pour faire référence à cette nouvelle catégorie de tâches.

Les changements sont aussi notés au niveau de la coordination des tâches de *Taskrabit*, celles-ci sont entièrement pilotées par les technologies de la plateforme, l'appariement entre les offres et les demandes ainsi que leur synchronisation s'opérant en grande partie par les algorithmes. Au constat de ces changements au niveau de la division et de la coordination des tâches, on peut déduire que dans le cas de *Taskrabit*, il s'agit d'une importante transformation organisationnelle.

Pour ce qui est du projet *Big Data* de *Deliveroo*, « *Deliveroo, est une entreprise britannique créée en 2013 et spécialisée dans la livraison de repas cuisinés. L'essentiel de l'activité de cet acteur s'est bâti autour d'une plateforme technologique accessible aux consommateurs via site web ou application. L'entreprise s'est développée très rapidement à l'échelle internationale ; elle est présente dans 13 pays et 500 villes.*

Malgré un secteur très concurrentiel, Deliveroo parvient à se distinguer de ses rivaux comme Uber Eat, AlloResto, ou Foordora. Pour cela elle mise sur: (1) Son outil ; l'entreprise investit sans cesse dans le développement de son algorithme afin d'optimiser le service de livraison et le temps de réponse aux clients; (2) Son choix de positionnement dans un segment peu ou non exploité par la concurrence : il s'agit de restaurants ne disposant pas de services de livraison, elle met ainsi à leur disposition sa propre logistique de livraison à travers une relation de partenariat.

Les acteurs mobilisés pour le fonctionnement de la plateforme sont donc : Les restaurateurs, ils sont considérés comme des partenaires par Deliveroo et assurent l'offre de repas, les employés internes de l'entreprise (marketeurs, ingénieurs, data-scientist, etc.) qui veillent au bon fonctionnement de la plateforme et des développements technologiques, et les livreurs qui effectuent les livraisons des repas aux clients. Ces derniers ne sont pas employés directement

par Deliveroo, le contrat les reliant à l'entreprise n'est pas un contrat de salariat mais d'auto-entrepreneur, la rémunération se faisant par courses (environ 5 euros/course). Ils reçoivent par email une facture détaillée des services de livraisons assurés (nombre de commandes effectuées, pourboires, heures de livraison). Les livreurs ont également la charge d'apporter leurs propres ressources (moyen de transport, forfaits mobiles avec une bonne connexion afin d'accéder en permanence à l'application, une assurance).

Récemment, Deliveroo souhaite mettre en place une nouvelle organisation du travail des livreurs, appelée « Free shift ». Cela consiste à baisser le prix de la course, et recruter un plus grand nombre de personnes en leur confiant la liberté de planifier leurs heures de travail. Ainsi un livreur qui fait le choix de ne pas travailler à certaines heures ou journées doit juste se contenter de désactiver son application. L'algorithme se charge, par ailleurs de localiser et notifier les livreurs dont l'application n'est pas désactivée.

La plateforme technologique régule la relation entre ces différents acteurs. Pour assurer un bon fonctionnement, l'entreprise mise sur les technologies du Big Data ; le système développé utilise un modèle de machine d'apprentissage, les calculs de prévision tels que le temps de livraison, le temps de préparation de la commande sont opérés en boucle par les algorithmes du système. Ils sont alimentés par des données en temps réel, tels que la géolocalisation, la circulation, etc. »

Nous avons ainsi déterminé que Deliveroo s'accorde au modèle d'usage des plateformes, si on considère la typologie des modèles d'usage du *Big Data*. La finalité d'usage des données correspond à la création d'un nouveau service, il s'agit dans le cas de Deliveroo d'un nouveau mode de livraison des repas et d'un système permettant de relier différents acteurs en temps réel. Pour les ressources et les compétences mobilisées, elles sont diversifiées, il s'agit des ressources et compétences internes à l'entreprise tels que l'infrastructure technologique, et les équipes des ingénieurs, d'analystes, et de marketeurs, etc. Les nouvelles ressources et compétences externes viennent s'ajouter à celles de l'entreprise, il s'agit des restaurateurs et des livreurs.

En ce qui concerne la transformation organisationnelle requise, on note clairement une transformation dans la division des tâches chez Deliveroo, surtout pour la partie qui concerne les livreurs et la nature de la relation qui les relie. La coordination des tâches quant à elle est principalement administrée par les algorithmes. Lorsqu'un client effectue la commande d'un plat sur l'application, celle-ci est directement prise en compte par l'algorithme qui se charge de localiser et proposer les restaurants les plus proches du client ; une fois que celui-ci valide son choix, l'algorithme localise le livreur le plus proche et l'alerte de la prochaine commande à prendre en charge.

De nombreuses entreprises nouvelles mettent en place ce type d'activité, entièrement basée sur les technologies du *Big Data*. Les données massives et les algorithmes permettant de les exploiter sont souvent la première source de l'avantage concurrentiel de ces nouvelles organisations.

« Coursera est une plateforme de formation en ligne. L'entreprise donne l'accès à des cours de grandes universités américaines et internationales, dans différentes spécialités. Elle se positionne comme « un fournisseur d'enseignement supérieur en ligne », et souhaite être la référence dans ce domaine, tel que Netflix pour les offres de vidéos en ligne.

La mise en place de ce nouveau service est entièrement fondée sur les technologies du Big Data, les analyses de données et les algorithmes sont mobilisés en continu, afin de choisir les produits (les enseignements) à mettre en avant dans le catalogue de la plateforme, ainsi que les différents changements et adaptations nécessaires durant les différents parcours de formations dispensées en ligne.

Coursera s'inspire des modèles d'Amazon et Netflix afin de personnaliser les espaces de formations de chaque utilisateur, et de l'ensemble de la plateforme. Pour cela, les équipes de data-scientist procèdent à des analyses continues afin de visualiser les correspondances existantes entre les besoins des utilisateurs et des offres de formations. »

La finalité d'usage du *Big Data* par Coursera correspond à la création d'un nouveau service qui est la formation en ligne. Concernant les ressources et les compétences déployées, elles

sont diversifiées. Elles sont incarnées par les fondateurs de la plateforme et des employés internes permettant le bon fonctionnement du système (Ingénieurs, *data-scientists*, marketeurs, développeurs, etc.), mais aussi l'ensemble des universités partenaires du site qui dispensent le contenu des formations, et les utilisateurs dont les données servent à alimenter et orienter l'organisation de la plateforme.

Concernant la transformation organisationnelle requise dans le cas de Coursera, on peut évoquer des changements majeurs. Si on considère le système d'enseignement classique, on observe une nouvelle organisation du travail et de la division des tâches. En effet la plateforme fait appel à des formateurs et des enseignants procédant à des enregistrements ponctuels des différentes unités à enseigner, et un suivi interactif des étudiants. Alors que les universités requièrent des ressources matérielles importantes, et des salariés permanents pour dispenser les cours (présentiels) et accompagner les étudiants.

De même la coordination des tâches entre les différentes parties prenantes (universités, étudiants, et employés) de la plateforme, est assurée en grande partie par les technologies du *Big Data*. Chacun de ces acteurs bénéficie d'un accès et d'une interface personnalisée.

Discussion et conclusion de l'analyse des résultats du test de la pertinence de la typologie des modèles d'usage du *Big Data* :

Au total, nous avons pu classer les 50 projets *Big Data* que nous avons identifiés, dans l'un ou l'autre des quatre modèles d'usage du *Big Data*. De ce fait, la typologie des modèles d'usage proposée par Bénavent (2014) nous semble cohérente, au moins du double point de vue de son exhaustivité et de l'exclusivité des modèles proposés. En effet, chaque projet a pu sans difficulté être classé dans un des quatre modèles, aucun projet n'aurait pu être classé indifféremment dans deux ou plus des quatre modèles, et aucun des modèles ne se retrouve sans projet, ou avec très peu de projets parmi nos 50.

Cependant, il faut souligner que l'exclusivité de cette typologie, n'est valable qu'à un niveau de classification des projets, et non celui des entreprises. En effet, lors des phases d'études et

de codage des différents projets, il nous a été difficile dans certains cas de statuer sur les modalités à attribuer pour certaines variables. Nous pouvons expliquer cela par le fait que certaines entreprises (celles qui disposent de grandes capacités) peuvent mobiliser en même temps différents projets *Big Data*, destinés à des usages similaires ou différents. Nous devons alors être très vigilants quant à la différenciation de ces différents projets.

Nous pouvons citer ici le cas de l'entreprise Tesco, pour laquelle nous avons retenu un projet correspondant au modèle d'usage de la connaissance dans notre base de données. Nous avons vu que l'entreprise a pu développer une nouvelle catégorie de produits adaptés à un nouveau type de besoins des clients, identifié grâce à des analyses plus pointues et une meilleure disponibilité des données. Par ailleurs, Tesco utilise aussi des données massives issues des capteurs installés sur les réfrigérateurs des entrepôts de stockage, afin d'améliorer sa connaissance en terme de consommation énergétique. Les résultats d'analyses, ont permis de réduire considérablement les dépenses d'énergie.

Ces deux usages du *Big Data* correspondent au modèle de la connaissance. Nous avons également noté, à travers les différents documents étudiés, que Tesco envisage de mobiliser le *Big Data* afin de proposer en temps réel des offres promotionnelles personnalisées à ses clients durant leurs achats dans les magasins de l'enseigne. La finalité d'usage dans ce cas de figure rejoint celle de l'automatisation, on parle ici d'une automatisation des campagnes du marketing promotionnel de Tesco.

On peut aussi rappeler le cas de Domino's Pizza, dont la première étape d'usage du *Big Data* a été consacrée à automatiser le système de prise des commandes et la personnalisation de la relation client, en adoptant des solutions technologiques similaires à celles d'Amazon et de Netflix. Il a été ensuite question de mobiliser le *Big Data* pour de l'*empowerment*, un usage similaire à celui du projet « *Smoke Stack* » de *Dickeys Barbecue Pit*. Nous avons relevé que Domino's Pizza souhaite mobiliser les données afin d'optimiser la gestion de ses points de ventes, en mettant en place un système de gestion (vente, campagnes de promotions, stock) adapté aux besoins et informations relevées pour chaque point de vente, et permettant d'accompagner les employés de ces enseignes dans leurs différentes décisions.

Enfin, le codage des projets *Big Data* en fonction des trois variables de la typologie des modèles d'usage du *Big Data*, nous a permis, dans un premier temps, de vérifier la cohérence de cette classification. Cela nous conforte dans le choix d'utiliser cette typologie afin d'identifier et caractériser des *business model* du *Big Data*. Pour cela, nous avons développé le codage des projets *Big Data* selon les variables du *business model* du *Big Data* (Lecocq et al, 2006 ; Bénavent, 2014), que nous avons décrites en section.2. Rappelons que notre objectif de recherche est d'explorer s'il existe des *business model* spécifiques au *Big Data*, et dans quelle mesure les types de *business model* que l'on peut identifier coïncident ou pas avec les types de modèles d'usages du *Big Data*.

Section 2 : Extension de la typologie des modèles d'usages du *Big Data* à une typologie des modèles d'affaires du *Big Data*

Pour ce deuxième temps de notre analyse, nous avons tenté de vérifier s'il existe une typologie de *business model* spécifique au *Big Data*. Pour cela nous avons caractérisé chaque projet selon les différentes variables d'un *business model*, retenues de la théorie de Lecocq et al (2006) et Bénavent (2014). Comme nous avons pu le noter dans la section décrivant notre processus de construction de la base de données, nous avons procédé au codage des différents projets *Big Data* avec les variables supplémentaires suivantes : « Modèle Revenu Projet » et « Proposition valeur ». Celles-ci viennent s'ajouter aux variables que nous avons déjà utilisées pour décrire les projets selon la typologie des modèles d'usage du *Big Data*.

Après codage, nous avons rassemblé les différents projets *Big Data* présentant des similitudes sur les modalités des variables de définition d'un *business model*. Il s'agit ainsi de classer dans un même *business model* tout projet ayant les mêmes modalités pour les variables : « ressources et compétences mobilisées », « Finalité d'usage des données », « Transformation organisationnelle requise », « Modèle de revenus du projet », et « Offre produit/service » qui est définie par les variables « Finalité d'usage des données » et « proposition valeur ». Sur les 50 cas enregistrés dans la base de données, nous avons pu identifier dix modèles d'affaires

différents (nommés BM1 à BM10 dans le Tableau 12). Nous pouvons citer ici quelques exemples de ces modèles d'affaires identifiés.

Nous avons affecté le projet *Big Data* de la Fnac dans le groupe des *business model* BM1. Ce projet mobilise le *Big Data* dans le but d'améliorer la gestion de la relation client, à travers de meilleures analyses des données rendant le ciblage des clients plus efficace et conduisant à de meilleures ventes. La Fnac a pu ainsi réaliser des segmentations très fines et améliorer ses opérations marketing. C'est ainsi, que sa filiale Francebillet est parvenue à diviser par deux le nombre d'envois de mails sur l'activité billetterie, et a augmenté de manière significative ses ventes, tout en diminuant les coûts Marketing.

Le déploiement de ce projet *Big Data* n'a pas exigé de transformation organisationnelle particulière de la part de l'entreprise. Pour exploiter son importante base de données (20 millions de clients et 3,5 millions d'adhérents), l'enseigne a fait appel à une *start-up* spécialisée dans l'analyse de données, « Tyniclus », qui mobilise ses propres analystes pour ce projet.

En ce qui concerne la proposition de valeur faite aux clients, elle reste la même, à savoir la vente et la distribution de produits culturels et électroniques, activité principale de la Fnac. L'usage du *Big Data*, dans ce cas vise à améliorer l'efficacité de l'activité de la gestion de la relation client existante. Cela permet *in fine* d'augmenter les ventes, première source de revenus de l'entreprise, ce qui correspond à un modèle de revenu de type transaction.

Nous pouvons aussi citer le projet *Big Data* de Deliveroo que nous avons classé parmi les *business model* BM9. Dans ce cas, l'activité de l'entreprise est basée en grande partie sur les données et les algorithmes exploitant ces données. Ce type de modèles des plateformes, nécessite des ressources et des compétences diversifiées pour son fonctionnement. En effet l'entreprise fait appel à des livreurs auto-entrepreneurs et des restaurateurs indépendants pour mettre en place son service de livraison destiné aux particuliers.

L'organisation de cette entreprise est tout à fait différente des modèles classiques, on parle ici de transformation organisationnelle importante. On note une division des tâches et une coordination basée en grande partie sur le fonctionnement de l'algorithme. C'est ce dernier

qui fait les correspondances, en temps réel, entre les commandes des clients, les restaurateurs et les livreurs les plus proches qui vont assurer la livraison. La plateforme fait appel à des travailleurs indépendants dont la rémunération se fait selon le nombre des courses réalisées.

La rémunération de ce projet se fait sous forme de commissions que Deliveroo perçoit selon un certain pourcentage sur les tarifs des commandes des plats payés par les clients. On est donc dans un modèle de revenus de type commission. En ce qui concerne la proposition de valeur, l'usage des données ici est réalisé pour la création d'un nouveau service, on parle donc d'innovation, car ce type d'offre n'existait pas sur le marché.

Nous avons procédé ainsi pour classer les 50 projets de notre base de données. Nous avons ainsi pu identifier 9 *business model*, BM1 à BM9 présentés dans le tableau 9 ci-dessous.

| Business Model Identifié | Ressources et compétences mobilisées | Transformation organisationnelle requise | Offre produit/service | | Modèle de revenus | Projets/entreprises Big Data |
|--------------------------|--------------------------------------|--|-----------------------|--------------------|-------------------|---|
| | | | Finalité d'usage | Proposition valeur | | |
| BM1 | Data-scientist | Pas de transformation | Amélioration Etudes | Même offre | Transaction | <u>6 projets</u> : SFR, Tesco, Fnac, M6 Publicité, Acxiom. |
| BM2 | Data-scientist | Adaptation-Organisation | Amélioration Etudes | Même offre | Réduction Coûts | <u>5 projets</u> : Citigroup, Sears Holding, Bank of America, PSA, Nissan. |
| BM3 | Ingénieurs-spécialistes | Adaptation-Organisation | Gain_Productivité | Même offre | Transaction | <u>2 projets</u> : Accors Hotels, Domino's Pizza. |
| BM4 | Ingénieurs-spécialistes | Adaptation-Organisation | Aide-Décision | Même offre | Réduction Coûts | <u>10 projets</u> : Orange « Sauvons les livebox », AT&T, Darty, Indy Race, Tour de France, BMW, Airbus, Boeing, Dickeys Barbecue Pit, UPS « Orion ». |
| BM5 | Ingénieurs-spécialistes | Adaptation-Organisation | Aide-Décision | Même offre | Transaction | <u>3 projets</u> : Toyota, Randstad, Monster « See More » |
| BM6 | Diversifiées | Adaptation-Organisation | Aide-Décision | Même offre | Transaction | <u>4 projets</u> : Auchan, Disney « My Magic Plus », Ford « SIMS ». |
| BM7 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation-Organisation | Aide-Décision | Innovation | Transaction | <u>2 projets</u> : Pratt & Whitney, Rolls Royce |
| BM8 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation-Organisation | Création Services | Innovation | Transaction | <u>7 projets</u> : Tesla, Netflix, Amazon, LinkedIn, Deezer, Bayesimpact, Booking |
| BM9 | Diversifiées | Transformation-Organisation | Création Services | Innovation | Commission | <u>10 projets</u> : Campagne Electorale Obama, Uber, Didi Chunxing, Taskrabbit, Airbnb, Blablacar, Postmates, Meetic, Deliveroo, Coursera |
| BM10 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation-Organisation | Création Services | Innovation | Pub | <u>3 projets</u> : Google, Facebook, Instagram |

Tableau 12 Projets et entreprises Big Data classées selon les composantes du business model

Après identification des différents *business model* possibles par l'usage du *Big Data*, nous avons tenté d'affiner cette classification en procédant au regroupement des différents modèles d'affaires identifiés selon un nombre plus restreint des catégories. Il s'agissait de regrouper des modèles d'affaires en fait très proches, même s'ils diffèrent éventuellement par les modalités d'une ou l'autre des variables. Nous avons en fin de compte, à l'issue de ce travail minutieux, distingué cinq catégories de *business model* du *Big Data* (Tableau 13) que nous avons nommé comme suit : (1) « Analyses » ; (2) « Automatisation/Productivité » ; (3) « *Empowerment* » ; (4) « Hybrides » ; (5) « Plateformes/Nouveaux services ».

Ces catégories se distinguent du point de vue du degré de l'innovation de l'offre proposée aux clients, ainsi que du risque que peut engendrer le déploiement des différents types de projets. En réalité, certains projets *Big Data* sont mobilisés dans le but d'améliorer les processus et les activités existantes, tandis que d'autres projets, les plus innovants, nécessitent des transformations organisationnelles plus profondes et donc des investissements plus importants, leur échec pouvant remettre en question l'existence de l'entreprise. Nous détaillons ci-dessous ces différentes catégories.

***Business model* de type « Analyse »**

La première catégorie de *business model*, de type « Analyses », réunit les *business model* BM1 et BM2. Dans ce type de modèles, la proposition de valeur proposée aux clients reste la même, sur les projets recensés ici, nous n'avons pas constaté l'existence d'innovations. Même si certaines entreprises mettent en place des nouveaux produits/services comme nous l'avons vu pour SFR, Tesco ou M6 Publicité, celles-ci restent relatives au cœur métiers et activités de ces entreprises. Nous avons relevé un usage des données destiné surtout à améliorer les études et produire de nouvelles connaissances à exploiter par les entreprises. Ce qui permet d'améliorer les offres existantes. Cela est possible par une meilleure exploitation des données massives et des analyses pointues et plus fines.

Pour ce qui est de la transformation organisationnelle requise, nous avons noté que ces projets nécessitent de simples adaptations, qui ne sont même pas nécessaires pour certains cas. Par exemple pour le déploiement de leurs projets *Big Data* les entreprises comme la Fnac, M6 Publicité, ou Tesco n'opèrent pas de changements en interne et font appel à des sous-traitants,

des sociétés spécialisées dans l'analyse des données. Concernant les ressources et compétences nécessaires au déploiement de ces projets, on voit que les entreprises font appel surtout à des profils d'analystes et des *data-scientist*.

Les nouvelles connaissances obtenues à travers les analyses de données constituent souvent de nouvelles sources de revenus pour les entreprises. Elles sont issues des réductions de coûts, comme nous l'avons vu pour *Bank of America* qui a pu réduire le taux de départ de ses employés des centres d'appel, et améliorer la gestion et l'efficacité de ces derniers. Le constructeur d'automobiles PSA a également eu recours aux analyses de données et a pu mettre en place des offres personnalisées et adaptées aux besoins de clients ; cela se traduit par des économies importantes en termes de coûts liés à la conception et la production des nouveaux véhicules.

Les sources de revenus peuvent également provenir de la commercialisation de nouvelles catégories de produits/services identifiées à travers des analyses de données et des nouvelles connaissances. Comme nous avons pu le voir pour Tesco, SFR ou M6 Publicité. Elles peuvent également correspondre à de meilleures ventes rendues possibles par une meilleure connaissance des clients et un meilleur ciblage de ces derniers. Nous avons pu noter cela dans le cas de la FNAC, qui a pu augmenter ses ventes et le nombre de ses clients par des opérations marketing mieux ciblées et personnalisées, identifiées à travers de meilleures analyses.

| Catégorie Business Model | Business Model Identifié | Ressources et compétences mobilisées | Transformation organisationnelle requise | Offre produit/service | | Modèle de revenus | Projets/entreprises Big Data |
|---|--------------------------|--------------------------------------|--|------------------------------|--------------------|-------------------|---|
| | | | | Finalité d'usage | Proposition valeur | | |
| Cat.1 « Analyse » | BM1 | Data-scientist | Pas de transformation | Amélioration Etudes | Même offre | Transaction | SFR, Tesco, Fnac, M6 Publicité, Acxiom. |
| | BM2 | | Adaptation-Organisation | | | Réduction Coûts | Citigroup, Sears Holding, Bank of America, PSA, Nissan. |
| Cat.2 « Automatisation/ Productivité » | BM3 | Ingénieurs-spécialistes | Adaptation-Organisation | Gain_Productivité | Même offre | Transaction | Accor Hotels, Domino's Pizza. |
| Cat.3 « Empowerment » | BM4 | Ingénieurs-spécialistes | Adaptation-Organisation | Aide-Décision | Même offre | Réduction Coûts | Orange « Sauvons les livebox », AT&T, Darty, Indy Race, Tour de France, BMW, Airbus, Boeing, Dickeys Barbecue Pit, UPS « Orion », |
| | BM5 | | | | | Transaction | Toyota, Randstad, Monster « See More », |
| | BM6 | Diversifiées | | | | Transaction | Auchan, Disney « My Magic Plus », Ford « SIMS ». |
| Cat.4 « Hybrides » | BM7 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation-Organisation | Renseignement /Aide-Décision | Innovation | Transaction | Pratt & Whitney, Rolls Royce. |
| Cat.5 « Plateformes » | BM8 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation-Organisation | Création Services | Innovation | Transaction | Tesla, Netflix, Amazon, LinkedIn, Deezer, Bayesimpact, Booking |
| | BM9 | Diversifiées | | | | Commission | Campagne Electorale Obama, Uber, Didi Chunxing, Taskrabbit, Airbnb, Blablacar, Postmates, Meetic, Deliveroo, Coursera |
| | BM10 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation-Organisation | | | Création Services | Innovation |

Tableau 13 Catégories des business model du Big Data

***Business model* de type « Automatisation/Productivité »**

S'agissant de la deuxième catégorie, nous avons nommé celle-ci d'« Automatisation » en référence au modèle d'usage du *Big Data*, car les données massives sont exploitées ici à travers des solutions d'automatisation. Cette catégorie regroupe des *business model* de type BM3 ; la proposition de valeur faite aux clients n'est pas innovante, il s'agit des mêmes offres qu'on souhaite améliorer à travers la mise en place de solutions technologiques permettant d'accélérer la production de ces entreprises. L'objectif d'usage des données ici est d'apporter des gains de productivité. Il est ainsi question d'améliorer les processus existants en remplaçant certaines activités/tâches par des solutions automatiques, ou par la mise en place de nouveaux outils sans besoin de remplacer une activité existante.

Comme nous avons pu le voir dans le cas du projet *Big Data* d'Accor Hotels, le groupe hôtelier met en place un outil de recommandation « *Smart marketing automated recommendation tool* », permettant de proposer aux clients de ses hôtels en temps réel des offres personnalisées. Celles-ci prennent en compte les données des clients issues des différents canaux. On retrouve aussi ce type d'application dans le domaine de la restauration chez l'enseigne Domino's Pizza, l'entreprise développe une application pour la prise en charge des commandes de ses clients. Le fonctionnement de celle-ci est en grande partie basé sur un système automatique de recommandations qui tient compte des différentes données des clients : leurs goûts, l'historique de leur consommation, les membres de la famille, etc. A chaque connexion et au fur et à mesure de sa commande, le client se verra proposer des options de choix qui lui sont totalement personnalisées.

En termes de transformations organisationnelles on parle surtout d'adaptations pour les entreprises de cette catégorie, car nous n'avons pas observé de changements organisationnels importants concernant les projets identifiés, si ce n'est des développements technologiques nécessitant des ajustements adaptés à chaque organisation. Pour mettre en place ces systèmes, les entreprises font appel à des ingénieurs spécialistes dans le développement.

Le modèle de revenu que nous avons identifié pour cette catégorie correspond à transaction, en effet, les solutions automatisées mises en place par ces entreprises permettent d'augmenter les ventes de leurs prestations. C'est le cas par exemple du projet d'Accor Hotels, dont les responsables du projet notent une augmentation de 50% du taux de clics sur le web, un

doublément du taux d'achat de nuitées espéré, et un triplement du chiffre d'affaires des bannières publicitaires personnalisées, depuis la mise en place de l'outil « *Smart marketing automated recommendation tool* ».

Business model de type « Empowerment »

Nous avons également nommé la troisième catégorie de *business model* identifiée d'« *Empowerment* » comme dans la typologie des modèles d'usages du *Big Data*. Elle regroupe trois types de *business model* : BM4, BM5 et BM6. La finalité d'usage des données ici est de renseigner et améliorer les prises de décisions des différents utilisateurs. Concernant la proposition de valeur faite aux clients, nous n'avons pas observé d'innovation, il s'agit souvent d'améliorer les offres existantes à travers de meilleures prises de décisions. Par exemple, Orange met en place une solution d'alerte basée sur le *Big Data* appelée « Sauvons les *livebox* », afin de diminuer les dégâts causés par les orages, et surtout *in fine* pour baisser le taux de départ des clients mécontents. De même Darty, met en place des outils et solutions *Big Data* afin d'accompagner les vendeurs des différents magasins dans leurs prestations de ventes/services auprès des clients.

Concernant les projets recensés dans cette catégorie, nous n'avons pas noté de transformation organisationnelle profonde. Nous avons constaté qu'il s'agit surtout de projets *Big Data* déployés en tant que projets informatiques ou SI intégrés dans l'organisation et nécessitant des ajustements spécifiques. On parle donc ici d'adaptation organisationnelle. Il est ainsi question d'ajustements progressifs, afin d'accompagner les développements informatiques nécessaires, comme cela été le cas pour le projet ORION d'UPS, qui a mis en place un programme intensif de formation afin d'accompagner ses employés dans la prise en main de l'outil développé.

Les ressources et les compétences mobilisées pour cette famille de *business model* sont incarnées par des ingénieurs spécialistes dans le développement et la programmation, car il est souvent question de développements informatiques des systèmes d'aide à la décision pour ces projets.

Pour ce qui est du modèle de revenus de ces modèles d'affaires, nous avons relevé deux types de financements : les transactions ou la réduction de coûts. Pour la première, il s'agit des transactions engendrées par l'augmentation des ventes de ces entreprises rendue possible par

l'amélioration de leurs prestations. C'est le cas des projets de Disney, Auchan ou Ford qui développent leurs solutions *Empowerment* en exprimant clairement l'objectif premier d'accompagner les vendeurs dans leurs prestations afin de mieux satisfaire et fidéliser les clients. Les transactions peuvent aussi provenir des résultats de développements et d'analyses des données, lorsque les tableaux de bords développés par ces entreprises sont commercialisés auprès de différents clients. Par exemple Randstad ou Toyota mettent en place des tableaux de bords respectivement dans le domaine du recrutement et du guidage routier qu'ils commercialisent auprès des différents autres acteurs économiques (gouvernements, entreprises, particuliers, etc.).

Quant aux revenus issus de la réduction des coûts, les applications mises en place permettent aux entreprises d'optimiser la gestion de leurs différentes activités et d'obtenir un meilleur contrôle sur certains coûts. Plusieurs projets *Big Data* que nous avons répertoriés en BM4 mettent en avant l'ambition de réaliser des réductions de coûts à travers les solutions développées. Comme c'est le cas d'UPS qui s'est fixé l'objectif d'économiser au moins 300 millions de dollars sur les dépenses du carburant, ou Orange qui a pu éviter l'endommagement de 30 000 *livebox* en mode préventif. Pour le constructeur automobile BMW, les solutions *Big Data* mises en place ont permis de détecter au moins 15 000 défauts sur les tests des prototypes de ses modèles, et faire de multiples corrections afin d'éviter les éventuelles pertes avant le lancement même de la production.

***Business model* de type « Hybride »**

La quatrième catégorie de *business model* du *Big Data*, nous l'avons nommée « Hybride ». En effet, nous avons constaté que les modèles d'affaires des projets répertoriés dans cette catégorie mettent en place des offres innovantes par rapport aux offres classiques existantes. L'exploitation des données dans ce cas a rendu possible la mise en place de nouveaux services, ou la transformation de l'orientation métier de l'entreprise.

D'un point de vue usage des données, il est toujours question d'une exploitation destinée à renseigner et aider la prise de décision des employés. Cependant, contrairement aux modèles précédents, les projets *Big Data* déployés ici permettent la mise en place d'offres innovantes qui n'étaient pas répandues dans les secteurs respectifs de ces industries au moment de leur

commercialisation. Nous pouvons citer ici les projets de Pratt & Whitney et Rolls Royce, deux industriels spécialistes connus dans la construction de moteurs d'avion. Ces derniers équipent leurs nouveaux moteurs avec des capteurs/objets connectés leur permettant de récolter des données massives et analyser le comportement de leurs équipements durant les vols. Ces solutions permettent d'améliorer la performance des moteurs d'avion, et une meilleure organisation des différentes fonctions telles que la conception, la construction ou la maintenance. En constatant les économies considérables réalisées sur les coûts de la maintenance, ces acteurs s'orientent vers la commercialisation de nouveaux services de maintenance auprès de leurs clients. Ces services sont développés à partir des analyses des données issues des capteurs installés sur les moteurs des avions vendus à ces clients, qui permettent d'agir en mode proactif sur les différents problèmes pouvant être rencontrés.

Dans cette catégorie de *business model*, les projets *Big Data* prennent une ampleur beaucoup plus importante dans l'organisation des entreprises. Il s'agit ainsi de développements informatiques considérables nécessitant une forte concentration d'ingénieurs spécialisés dans le domaine et une mobilisation de l'ensemble de l'organisation. Cela implique aussi des transformations organisationnelles importantes exigeant une répartition et une coordination des tâches adaptées. C'est le cas de Rolls Royce qui transforme son organisation à différents niveaux (Design, Fabrication, maintenance) en décidant d'intégrer des systèmes informatiques d'aide à la décision dans ces différentes fonctions.

Pour ce qui est du modèle de revenus des *business model* de cette quatrième catégorie, nous avons relevé qu'il s'agit essentiellement de transactions issues de la vente des nouveaux services développés à partir des données et des analyses issues des nouveaux tableaux de bords.

Concernant cette catégorie de *business model* « Hybride » nous constatons qu'il s'agit de projets beaucoup plus importants en termes d'investissements technologiques et comportant des risques plus élevés pour leur déploiement. Cela s'explique par la nature de l'offre faite aux clients qui implique de l'innovation et la nécessité d'une organisation solide de la part de ces entreprises.

Business model de type « Plateformes »

La cinquième catégorie de *business model* regroupe les modèles d'affaires BM8, BM9 et BM10. L'usage des données ici est destiné à la création de nouveaux services ou produits ; on parle ici de proposition de valeur innovante. Ainsi Airbnb innove sur le marché de l'hôtellerie en mettant à disposition des clients des logements de particuliers ; Uber innove sur le marché du transport en apportant de nouveaux moyens de transports avec des tarifs plus attractifs. Ces innovations sont rendues possibles par les technologies qui caractérisent la majorité des entreprises qu'on a recensées dans cette catégorie, il s'agit aussi de nouveaux acteurs qui concurrencent de manière innovante les différents secteurs d'activités classiques.

Pour cette catégorie de modèles d'affaires, nous évoquons le terme « Plateformes » comme dans la typologie des modèles d'usages du *Big Data*, en référence aux plateformes technologiques développées qui représentent ici le cœur d'activité des entreprises. Nous avons noté que pour ces modèles l'ensemble des activités et des ressources déployées est organisé en grande partie autour des plateformes technologiques.

La transformation organisationnelle de ces modèles est importante. Il s'agit même de nouvelles configurations des fonctions de l'entreprise, nécessaires au développement des nouvelles offres. Pour ce qui est des ressources et des compétences mobilisées, elles peuvent être diversifiées ou concentrées autour des métiers d'ingénieurs spécialistes, dans le cas des plateformes hautement technologiques. Quant au modèle de revenus, il est assuré principalement par les transactions issues de la commercialisation des nouveaux produits et services, comme il peut être issu de la publicité.

Nous pouvons citer les plateformes du BM8 et BM10 tels qu'Amazon, LinkedIn, Deezer, Google, Booking, etc. Ces projets mettent à disposition des clients différents types de produits/services (recrutement, musique, vente de biens, etc.). Les offres accessibles sur ces plateformes sont gérées par des algorithmes automatisés ; donnant lieu à un haut degré de personnalisation des contenus dédiés aux clients. Nous avons retenu dans le cas des ces entreprises que les activités de développements informatiques sont essentielles, de même que les ressources et les compétences nécessaires à leur mises en places axées autour des métiers d'ingénieurs spécialistes.

S'agissant des *business model* de type BM9, on est toujours dans une configuration axée sur la plateforme technologique mais nécessitant des ressources et des compétences plus diversifiées. En effet, pour ces projets il est question d'une organisation multi-faces qui mobilise à la fois les employés internes (gestionnaires, développeurs, juristes, etc.) mais aussi des employés externes (particuliers, sous-traitants). Dans le cas des plateformes caractérisées par la consommation collaborative, qui s'est largement répandue grâce aux développements informatiques permettant l'optimisation de l'appariement entre l'offre et la demande (Bénavent, 2014), ce sont les utilisateurs de ces plateformes qui contribuent à son fonctionnement. On parle ici de ressources et de compétences diversifiées, propres aux utilisateurs de ces différentes plateformes. Ces compétences qu'ils souhaitent partager moyennant une contrepartie qui peut être monétaire ou pas (dans le cas d'entraide ou de troc), on peut citer ici les entreprises telles que Airbnb, Blablacar, Meetic, etc.

Pour ce qui est des plateformes qui offrent des services, les employés externes disposent de contrats d'auto-entrepreneurs et sont liés à ces entreprises par des contrats de sous-traitance ou de partenariat. C'est le cas de Uber, Deliveroo, Didi Chunxing, etc.

Nous observons ainsi de nouveaux schémas dans la division et la coordination des tâches par rapports à ceux connus dans les modèles des organisations classiques. La coordination des tâches est réalisée en grande partie à travers des algorithmes automatisés caractérisés par une grande optimisation dans le déploiement des ressources et des compétences. Nous pouvons citer ici l'exemple des services basés sur les données de géolocalisation, tels qu'Uber, Deliveroo, etc. Les algorithmes de ces applications sont développés de façon à rendre optimale la correspondance entre les demandes des clients (en commande d'un taxi ou d'un plat) et l'offre (les chauffeurs ou les livreurs géo localisés les plus proches du client).

Enfin, les modèles de revenus de ces *business model* sont illustrés par des transactions ou des commissions dans le cas de BM8 et BM9, et de la publicité dans le cas de BM10. Nous pouvons citer ici le cas de Tesla qui assure le financement de ses produits à travers la transaction, ou Google dont la majorité des revenus proviennent de la publicité. Il faut cependant souligner qu'un même acteur peut avoir plusieurs sources de revenus (abonnements, commissions, transactions, publicité, etc.). Cela peut s'expliquer par la multitude d'acteurs et compétences nécessaires dans le fonctionnement de ces plateformes, mais aussi la diversité des offres et la capacité d'ajuster les prix à travers les algorithmes.

Conclusion sur ce deuxième temps d'analyse : tentative d'élaboration d'une typologie des *business model* du *Big Data*

L'examen des 50 projets *Big Data* que nous avons réalisé selon les composantes attendues d'un *business model* (Bénavent, 2014 ; Lecocq *et al*, 2006, 2013) nous a permis d'identifier 10 modèles d'affaires différents. Nous les avons classifiés en 5 catégories de *business model* selon les similitudes qu'ils présentent, en premier lieu sur la finalité d'usage des données, la nature de la proposition de valeur élaborée (innovante ou pas), et la transformation organisationnelle requise ; nous avons retenu aussi (de manière moins stricte) les ressources et les compétences mobilisées et le modèle de revenu utilisé.

Tous les *business model* identifiés conduisent à une création de valeur pour les entreprises qui les déploient. Cependant cette contribution diffère d'un projet à un autre. Nous avons noté que certains de ces projets n'exigent pas d'investissements importants : il est question dans ce cas de projets d'améliorations qui s'inscrivent souvent dans des chantiers informatiques et des stratégies SI des entreprises. Ce type de développement nécessite des ressources et des compétences ciblées (*data scientist* ou ingénieurs spécialistes) et des adaptations organisationnelles spécifiques selon les besoins de ces entreprises.

Nous avons aussi relevé que ce type de configuration concerne les trois premières catégories de *business model* que nous avons identifiées : « Analyse », « Automatisation/Productivité » et « *Empowerment* ». Pour ces modèles d'affaires l'usage des données est différencié selon les besoins des entreprises ; il peut contribuer à enrichir les connaissances de l'entreprise comme on l'a vu pour la première catégorie de *business model* « Analyse », ou apporter de l'aide à la décision, c'est le cas de la troisième catégorie de *business model* « *Empowerment* ».

Les offres proposées dans ces conditions ne sont pas innovantes. Il s'agit des offres classiques améliorées par des nouveaux services ou technologies. Cela peut expliquer la nature de ces projets qui sont beaucoup moins risqués que les projets déployés pour l'élaboration des offres innovantes, comme c'est le cas dans les quatrième et cinquième catégories de *business model* identifiées dans notre classification.

En effet, nous avons constaté que les investissements relatifs à ces modèles d'affaires de quatrième et cinquième catégories sont beaucoup plus lourds en termes de développements

informatiques et de transformations organisationnelles. Comme nous avons pu l'observer pour les *business model* de la catégorie 5, pour lesquels les développements informatiques réalisés sont au cœur des activités des organisations concernées. Leur échec peut remettre en question l'existence même de l'entreprise. Par exemple, pour des entreprises telles qu'Amazon, Netflix, Google, Facebook ou Deezer, une indisponibilité de quelques instants de leurs plateformes technologiques peut entraîner de lourdes pertes financières.

Aussi, pour les plateformes qui fonctionnent avec des ressources et des compétences diversifiées, les risques sont plus importants que pour les modèles d'affaires classiques. Par exemple, le recours à des employés externes avec des contrats qui ne sont pas toujours clairement définis, qui plus est dans des cadres juridiques variables d'un pays à l'autre et dans le temps pour un même pays, remet sans cesse en cause la validité des modèles des entreprises telles qu'Uber ou Deliveroo. Leurs modèles sont souvent controversés, et contestés par les lois évolutives et les juridictions des différents pays dans lesquels elles sont implantées.

Chapitre 5 : Approfondissement de l'analyse exploratoire par recours à l'analyse factorielle des correspondances multiples

Nous souhaitons approfondir l'analyse exploratoire des chapitres précédents en recourant à l'analyse factorielle des correspondances multiples (AFCM). Le choix de l'AFCM résulte du fait que nous travaillons à partir de plus de deux variables qualitatives, pour lesquelles nous souhaitons voir comment s'associent les différentes modalités, chaque association correspondant à un type potentiel de *Business Model*.

Notre démarche dans ce chapitre 5 reste de nature exploratoire dans la mesure où nous travaillons à partir du même ensemble de projets, en d'autres termes de notre même base de données. Un travail futur consistera à refaire le même type d'analyse sur une nouvelle base de projets, dans une logique qui sera alors éventuellement de nature plus confirmatoire.

L'intérêt du recours à l'AFCM est double. D'une part, l'élaboration des cartes factorielles permettra, peut-être mieux qu'au chapitre 4, de visualiser les différents *Business Models* du *Big Data*. D'autre part, les classifications hiérarchiques que nous allons réaliser pour aider à la lecture des cartes factorielles peuvent enrichir notre appréhension de ce qui distingue ou rapproche les différents *Business Models* identifiés.

Dans une première section, nous allons préciser la démarche adoptée. Nous présenterons en section 2 les cartes factorielles et classifications hiérarchiques, puis tirerons les enseignements des résultats de ces traitements.

Section 1 : La démarche utilisée

Nous souhaitons voir comment s'associent les différentes modalités des variables qualitatives permettant de caractériser un *business model* du *Big Data*. Ces variables sont « ressources et compétences mobilisées », « transformation organisationnelle requise », « offre produits / services » (caractérisée par la « finalité d'usage du *Big Data* » et la « proposition de valeur du

projet »), et le « modèle de revenu projet ». L'analyse factorielle des correspondances multiples se faisant à partir d'un tableau disjonctif complet, la première étape de notre démarche a consisté à décomposer chaque variable qualitative par des variables élémentaires binaires représentant chacune, chaque modalité des variables de départ (Tenenhaus, 1996). Le tableau 13 détaille la liste des variables élémentaires utilisées.

| Variables qualitatives caractérisant les business models du Big Data | Modalités de la variable qualitative | Variables élémentaires du Tableau Disjonctif Complet (TDC) |
|---|---|---|
| Ressources et compétences mobilisées | Data_Scientist | RC_DataSci |
| | Ingenieurs_spécialistes | RC_IngSpec |
| | Divers | RC_Divers |
| Transformation organisationnelle requise | Pas de transformation organisationnelle | TO_pas_de |
| | Adaptation organisationnelle | TO_Adapt |
| | Transformation organisationnelle | TO_Transf |
| Offre Produit/Service_Finalité usage Big Data | Amélioration Etudes | O_FU_Amel |
| | Aide Décision | O_FU_AideDec |
| | Gain Productivité | O_FU_GainsProd |
| | Création Services | O_FU_CreaServ |
| Offre Produit/Service_ Proposition Valeur | Proposition Valeur Innovante | O_PropValInniv |
| | Pas d'innovation_Même | O_PropValMême |
| Modèle Revenu Projet | Transaction | ModRev_Transac |
| | Reduction Coûts | ModRev_RedCts |
| | Publicité | ModRev_Pub |

Tableau 14 Variables élémentaires du tableau disjonctif complet

Les données étant traitées sous SPSS version 23, disponible à l'Université de Pau et des Pays de l'Adour (UPPA), le tableau disjonctif complet a été élaboré en codant « 1 » pour la présence de la modalité, et « 2 » pour son absence, et non « 0 » car SPSS considère « 0 » comme donnée manquante. Le tableau disjonctif complet est proposé en annexe 4.

Pour vérifier que les données soient susceptibles d'être éclairées par l'AFCM en mobilisant l'ensemble de ces variables, nous avons pris la précaution d'effectuer les tests du Chi-deux sur l'ensemble des 5 variables qualitatives prises deux à deux. Pour cela, nous avons élaboré le tableau de Burt correspondant au produit du tableau disjonctif complet transposé par ce même tableau disjonctif complet. Les résultats des tests du Chi-deux sont donnés dans le tableau 15. Au vu de ces résultats, nous ne retirons aucune variable de l'analyse, puisqu'à chaque fois l'hypothèse nulle d'indépendance entre les variables prises deux à deux est rejetée.

| | Ressources et compétences mobilisées | Transformation organisationnelle requise | Offre Produit/Service_Finalité usage Big Data | Offre Produit/Service_Proposition Valeur | Modèle Revenu Projet |
|---|---|--|---|--|--|
| Ressources et compétences mobilisées | | $\chi^2 = 29,659$ (Signification<1%) | $\chi^2 = 57,265$ (Signification<1%) | $\chi^2=13,578$ (Signification<5%) | $\chi^2=11,796$ (Signification<5%) |
| Transformation organisationnelle requise | $\chi^2 = 29,659$ (Signification<1%) | | $\chi^2= 61,660$ (Signification<1%) | $\chi^2= 50,000$ (Signification<1%) | $\chi^2= 27,226$ (Signification<1%) |
| Offre Produit/Service_Finalité usage Big Data | $\chi^2 = 57,265$ (Signification<1%) | $\chi^2= 61,660$ (Signification<1%) | | $\chi^2= 42,785$ (Signification<1%) | $\chi^2=19,517$ (Signification<5%) |
| Offre Produit/Service_Proposition Valeur | $\chi^2=13,578$ (Signification<5%) | $\chi^2= 50,000$ (Signification<1%) | $\chi^2= 42,785$ (Signification<1%) | | $\chi^2= 18,674$ (Signification<1%) |
| Modèle Revenu Projet | $\chi^2=11,796$ (Signification<5%) | $\chi^2= 27,226$ (Signification<1%) | $\chi^2=19,517$ (Signification<5%) | $\chi^2= 18,674$ (Signification<1%) | |

Tableau 15 Les Khi deux d'indépendance des variables qualitatives

Nous avons ensuite lancé l'analyse factorielle sous SPSS. Pour cela nous avons utilisé les commandes du menu déroulant que sont : Analyse / Réduction des dimensions / Codage optimal, puis avons sélectionné Analyse des correspondances multiples. Nous avons ensuite précisé les variables d'analyse et les différentes options de traitement, telles que par exemple « Enregistrer les scores d'objets dans le jeu de données actif », de façon à pouvoir produire la carte factorielle finale où seront positionnés les projets *Big Data*. Nous avons enfin lancé le traitement, dont les résultats sont intégralement reproduits en annexe 5, et présentés en section 2 ci-après.

Nous avons ensuite réalisé les deux classifications hiérarchiques qui aident notamment à lire et à préciser les cartes factorielles. Pour cela nous avons utilisé les commandes du menu déroulant que sont : Analyse / Classifier / Cluster hiérarchique. Nous avons ensuite sélectionné les variables d'analyse, précisé, avec le bouton Tracé, que nous souhaitons obtenir un Dendrogramme (Arbre hiérarchique) tout en retenant comme mesure le carré de la distance Euclidienne (Présent =1, Absent = 2).

Nous avons enfin produit le graphique visualisant l'ensemble des projets sur la carte factorielle, et identifié, par recours aux arbres hiérarchiques produits précédemment, les catégories de *business model* du *Big Data*. Nous avons utilisé les commandes du menu déroulant que sont : Graphiques / Boîte de dialogue ancienne version / Dispersion Points. Nous avons ensuite choisi Dispersion Simple, puis sélectionné d'une part les axes et d'autre part l'étiquetage des observations par la variable « Nom entreprise/Projets » du tableau disjonctif complet (Annexe 4)

Section 2 : Production des cartes factorielles et classifications hiérarchiques

Lors du lancement de l'AFCM, SPSS produit un ensemble de documents que nous avons reproduits en annexe 5. Nous retenons ici un certain nombre de ces éléments.

Tout d'abord, un récapitulatif de traitement des observations confirme que les 50 projets de notre base de données ont bien tous été retenus pour l'analyse, sans « observations avec valeurs manquantes ». Ensuite, SPSS nous indique quelle est la variance attachée à chacune des dimensions produites par l'Analyse factorielle (Tableau 15). Comme on entre 15 variables dans l'AFCM, la variance totale est de 15, soit la somme des valeurs propres. De ce fait

chaque axe devrait expliquer aléatoirement $(1/15 * 100\%) = 6,67\%$ de la variance totale. La première dimension donne une valeur propre de 6,34 donc sa variance expliquée, en d'autres termes celle dont elle rend compte, est de $(6,34/15)$ soit 42,26%, ce qui est un très bon résultat. La deuxième dimension à une valeur propre de 3,38, donc elle rend compte de $(3,38/15)$ soit 22,53% de la variance totale.

Les dimensions 3 (11,9%) et 4 (9,4%) concentrent également plus de variance expliquée que la moyenne (6,67%) et sont ainsi à considérer. Cependant, leur Alpha de Cronbach étant bas, et après examen visuel, nous avons décidé de ne pas retenir ces deux dimensions dans notre analyse. Au total, la première dimension rendant compte de 42,26% de la variance totale, et la seconde de 22,53% de cette même variance, en choisissant ici de nous limiter à ces deux dimensions, nos cartes factorielles seront faciles à lire et rendront compte de 64,79% de la variance totale, ce qui est appréciable.

| Récapitulatif des modèles | | | | |
|---------------------------|-------------------|-----------------------|---------|------------------|
| Dimension | Alpha de Cronbach | Variance représentée | | |
| | | Total (Valeur propre) | Inertie | % de la variance |
| 1 | ,902 | 6,338 | ,423 | 42,256 |
| 2 | ,754 | 3,380 | ,225 | 22,530 |
| 3 | ,471 | 1,785 | ,119 | 11,897 |
| 4 | ,316 | 1,418 | ,095 | 9,452 |
| Total | | 12,920 | ,861 | |
| Moyenne | ,740 ^a | 3,230 | ,215 | 21,534 |

a. La moyenne alpha de Cronbach est basée sur la valeur propre moyenne.

Tableau 16 Variance expliquée par chacune des 4 premières dimensions

Le Tableau 16 indique quelles variables élémentaires du tableau disjonctif complet contribuent à chacune des deux dimensions retenues, ce que l'on voit également sur la figure 19. Par exemple, la variable élémentaire « transformation de l'organisation » (TO_Transf) et les variables élémentaires « Proposition de valeur innovante » (O_ProValInniv) et « Proposition de valeur même » (O_ProValMême) contribuent fortement à la dimension 1. De même, les variables élémentaires « pas de transformation organisationnelle » (TO_pas_de),

« ressources et compétences data scientists » (RC_DataSci), et Offre_finalité usage du Big Data Amélioration études » (O_FU_Amel) contribuent fortement à la dimension 2.

Mesures de discrimination

| | Dimension | | Moyenne |
|------------------|-------------|-------------|---------|
| | 1 | 2 | |
| RC_DataSci | ,217 | ,683 | ,450 |
| RC_IngSpec | ,006 | ,578 | ,292 |
| RC_Divers | ,265 | ,012 | ,139 |
| TO_pas_de | ,045 | ,617 | ,331 |
| TO_Adapt | ,700 | ,164 | ,432 |
| TO_Transf | ,937 | ,005 | ,471 |
| O_FU_Amel | ,217 | ,683 | ,450 |
| O_FU_AideDec | ,271 | ,395 | ,333 |
| O_FU_GainsProd | ,012 | ,010 | ,011 |
| O_FU_CreaServ | ,873 | ,000 | ,437 |
| O_PropValInniv | ,937 | ,005 | ,471 |
| O_PropValMême | ,937 | ,005 | ,471 |
| ModRev_Transac | ,322 | ,120 | ,221 |
| ModRev_RedCts | ,531 | ,078 | ,304 |
| ModRev_Pub | ,067 | ,026 | ,047 |
| Total actif | 6,338 | 3,380 | 4,859 |
| % de la variance | 42,256 | 22,530 | 32,393 |

Tableau 17 Coordonnées des variables élémentaires sur les axes factoriels

Par mesure de précaution, nous avons également réalisé l'analyse en quatre dimensions, pour voir si certaines des variables élémentaires du tableau disjonctif complet contribuaient sensiblement à chacune des deux dimensions 3 et 4 que nous n'avons pas retenues. Nous reproduisons en annexe 5 la sortie complète relative à l'analyse en 4 dimensions. Comme on le voit dans le tableau « Mesure des discriminations » de cette annexe, aucune des variables élémentaires ne contribue particulièrement à l'une ou l'autre de ces deux dimensions 3 et 4, les coefficients étant toujours inférieurs à 0,5. Cela conforte notre choix de nous en tenir à deux dimensions.

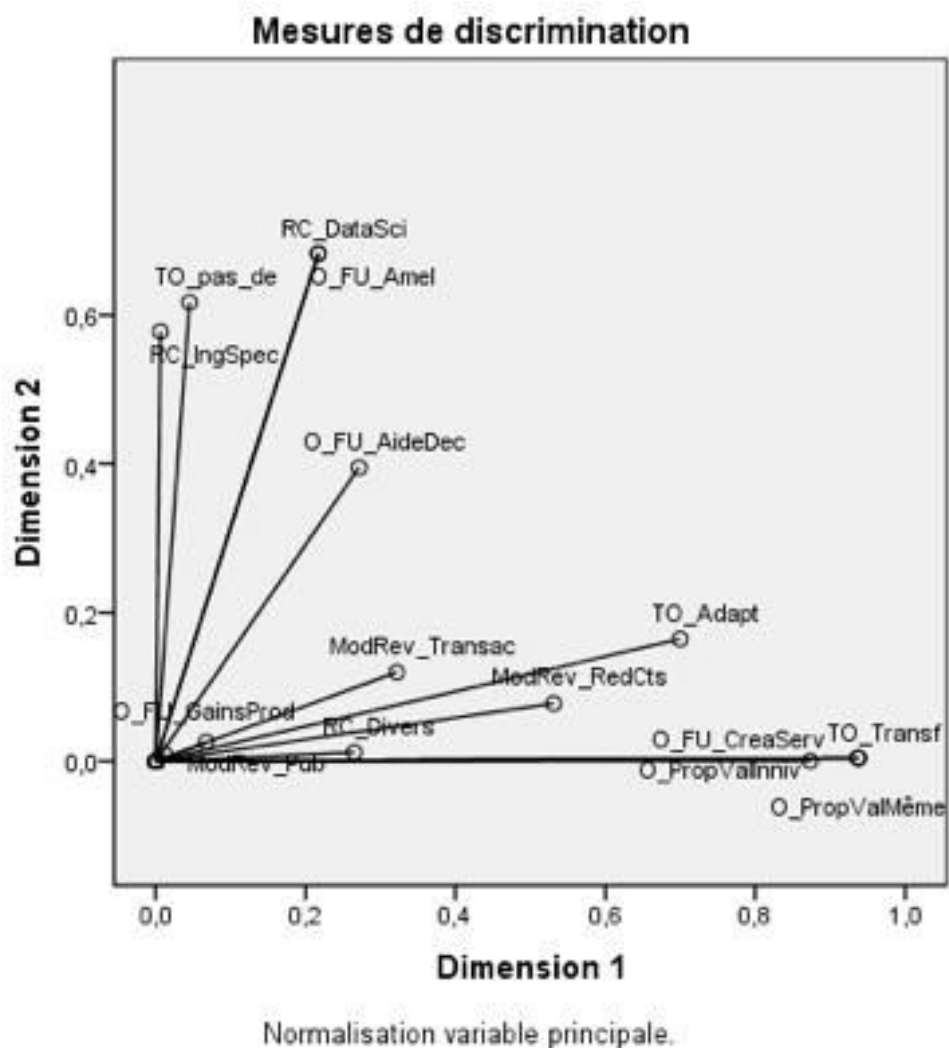


Figure 19 Carte factorielle des variables élémentaires du Tableau Disjonctif Complet

Nous avons réuni dans le tableau 17 les coordonnées sur les deux premiers axes factoriels des modalités des variables élémentaires du Tableau Disjonctif Complet, que l'on retrouve sur la carte de la figure 20.

| Var TDC | Catégorie | Fréquence | Dimension1 | Dimension2 |
|----------------|-----------|-----------|------------|------------|
| RC_Data_Sci | Oui | 10 | -0,932 | 1,653 |
| | Non | 40 | 0,233 | -0,413 |
| RC_IngSpec | Oui | 27 | -0,073 | -0,702 |
| | Non | 23 | 0,086 | 0,824 |
| RC_Divers | Oui | 13 | 0,869 | 0,186 |
| | Non | 37 | -0,305 | -0,065 |
| TO_pas_de | Oui | 5 | -0,637 | 2,357 |
| | Non | 45 | 0,071 | -0,262 |
| TO_Adapt | Oui | 23 | -0,906 | -0,439 |
| | Non | 27 | 0,772 | 0,374 |
| TO_Transf | Oui | 22 | 1,092 | -0,076 |
| | Non | 28 | -0,858 | 0,06 |
| O_FU_Amel | Oui | 10 | -0,932 | 1,653 |
| | Non | 40 | 0,233 | -0,413 |
| O_FU_AidDec | Oui | 18 | -0,694 | -0,838 |
| | Non | 32 | 0,391 | 0,471 |
| O_FU_GainProd | Oui | 2 | -0,535 | -0,482 |
| | Non | 48 | 0,022 | 0,02 |
| O_FU_CreaServ | Oui | 20 | 1,144 | -0,024 |
| | Non | 30 | -0,763 | 0,016 |
| O_PropValInniv | Oui | 22 | 1,092 | -0,076 |
| | Non | 28 | -0,858 | 0,06 |
| O_PropValMême | Oui | 28 | -0,858 | 0,06 |
| | Non | 22 | 1,092 | -0,076 |
| ModRev_Transac | Oui | 32 | 0,425 | 0,259 |
| | Non | 18 | -0,756 | -0,461 |
| ModRev_RedCts | Oui | 15 | -1,113 | -0,426 |
| | Non | 35 | 0,477 | 0,183 |
| ModRev_Pub | Oui | 3 | 1,028 | -0,637 |
| | Non | 47 | -0,066 | 0,041 |

Tableau 18 Coordonnées des points des catégories des variables du tableau disjonctif complet

Points de la catégorie

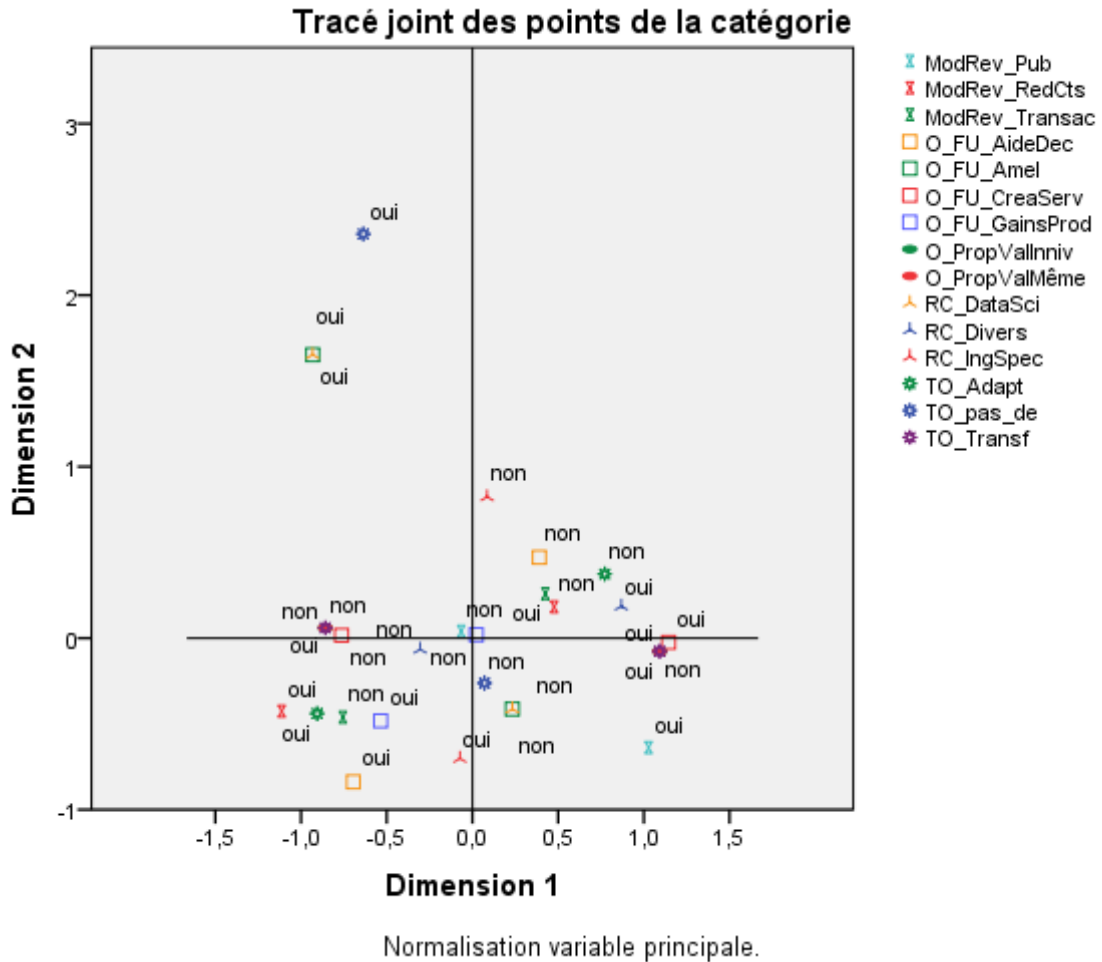


Figure 20 Graphique des variables élémentaires sur les axes factoriels

Cette première carte (Figure.20) permet de voir comment s'associent certaines des modalités de variables élémentaires, même si en fait on le verra mieux à partir de l'arbre hiérarchique des variables. Ici, par exemple, dans le cadran Nord Ouest, on voit que les modalités oui des variables « Pas de transformation organisationnelle » (TO_pas_de), « RC_data_Scientist » (RC_data_Sci), et « Amélioration études » (O_FU_Amel) sont proches. On verra dans la suite de cette analyse que cela correspond à un *Business model*, BM1. On retrouve ceci sur le tableau des corrélations suivant (Tableau 18), le taux de corrélation étant de 1 entre RC_Data_Sci et O_FU_Amel, et de 0,667 entre RC_Data_Sci et TO_pas_de.

Variables transformées des corrélations

Dimension: 1

| | RC_DataSci | RC_IngSpec | RC_Divers | TO_pas_de | TO_Adapt | TO_Transf | O_FU_Amel | O_FU_AideDec | O_FU_GainsProd | O_FU_CreaServ | O_PropVallniv | O_PropVallMême | ModRev_Transac | ModRev_RedCts | ModRev_Pub |
|----------------|------------|------------|-----------|-----------|----------|-----------|-----------|--------------|----------------|---------------|---------------|----------------|----------------|---------------|------------|
| RC_DataSci | 1,000 | -,542 | ,296 | ,667 | ,040 | ,443 | 1,000 | -,375 | -,102 | ,408 | ,443 | ,443 | ,146 | ,218 | ,126 |
| RC_IngSpec | -,542 | 1,000 | ,642 | -,361 | ,208 | -,010 | -,542 | ,441 | ,188 | ,066 | -,010 | -,010 | ,274 | ,166 | -,233 |
| RC_Divers | ,296 | ,642 | 1,000 | ,198 | ,273 | ,393 | ,296 | ,160 | ,121 | ,447 | ,393 | ,393 | ,445 | ,388 | -,150 |
| TO_pas_de | ,667 | -,361 | ,198 | 1,000 | -,308 | ,295 | ,667 | -,250 | -,068 | ,272 | ,295 | ,295 | -,250 | -,218 | ,084 |
| TO_Adapt | ,040 | ,208 | ,273 | -,308 | 1,000 | ,818 | ,040 | ,645 | ,221 | ,754 | ,818 | ,818 | ,562 | ,709 | ,233 |
| TO_Transf | ,443 | -,010 | ,393 | ,295 | ,818 | 1,000 | ,443 | ,497 | ,181 | ,921 | 1,000 | 1,000 | ,413 | ,580 | ,285 |
| O_FU_Amel | 1,000 | -,542 | ,296 | ,667 | ,040 | ,443 | 1,000 | -,375 | -,102 | ,408 | ,443 | ,443 | ,146 | ,218 | ,126 |
| O_FU_AideDec | -,375 | ,441 | ,160 | -,250 | ,645 | ,497 | -,375 | 1,000 | -,153 | ,612 | ,497 | ,497 | ,306 | ,418 | ,189 |
| O_FU_GainsProd | -,102 | ,188 | ,121 | -,068 | ,221 | ,181 | -,102 | -,153 | 1,000 | ,167 | ,181 | ,181 | -,153 | -,134 | ,052 |
| O_FU_CreaServ | ,408 | ,066 | ,447 | ,272 | ,754 | ,921 | ,408 | ,612 | ,167 | 1,000 | ,921 | ,921 | ,357 | ,535 | ,309 |
| O_PropVallniv | ,443 | -,010 | ,393 | ,295 | ,818 | 1,000 | ,443 | ,497 | ,181 | ,921 | 1,000 | 1,000 | ,413 | ,580 | ,285 |
| O_PropVallMême | ,443 | -,010 | ,393 | ,295 | ,818 | 1,000 | ,443 | ,497 | ,181 | ,921 | 1,000 | 1,000 | ,413 | ,580 | ,285 |
| ModRev_Transac | ,146 | ,274 | ,445 | -,250 | ,562 | ,413 | ,146 | ,306 | -,153 | ,357 | ,413 | ,413 | 1,000 | ,873 | -,337 |
| ModRev_RedCts | ,218 | ,166 | ,388 | -,218 | ,709 | ,580 | ,218 | ,418 | -,134 | ,535 | ,580 | ,580 | ,873 | 1,000 | ,165 |
| ModRev_Pub | ,126 | -,233 | -,150 | ,084 | ,233 | ,285 | ,126 | ,189 | ,052 | ,309 | ,285 | ,285 | -,337 | ,165 | 1,000 |
| Dimension | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |
| Valeur propre | 6,338 | 3,380 | 1,785 | 1,418 | ,984 | ,707 | ,236 | ,152 | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 | ,000 |

Tableau 19 Coordonnées des variables élémentaires

La classification hiérarchique des variables permet pour sa part de voir quelles sont les modalités des variables qui sont effectivement proches (pour lesquelles donc il n'y a pas illusion d'optique sur la carte, liée à la projection sur le plan factoriel), et celles qui sont au contraire éloignées. On retrouve par exemple que les modalités oui des trois variables Data_Sci, O_FU_Amel et TO_pas_de sont effectivement proches (leur proximité sur la carte ne résulte pas d'une illusion d'optique liée à la projection).

La sortie complète que génère SPSS pour cette classification hiérarchique est reproduite en annexe 6. La figure 21 reproduit ici l'arbre hiérarchique des variables obtenu.

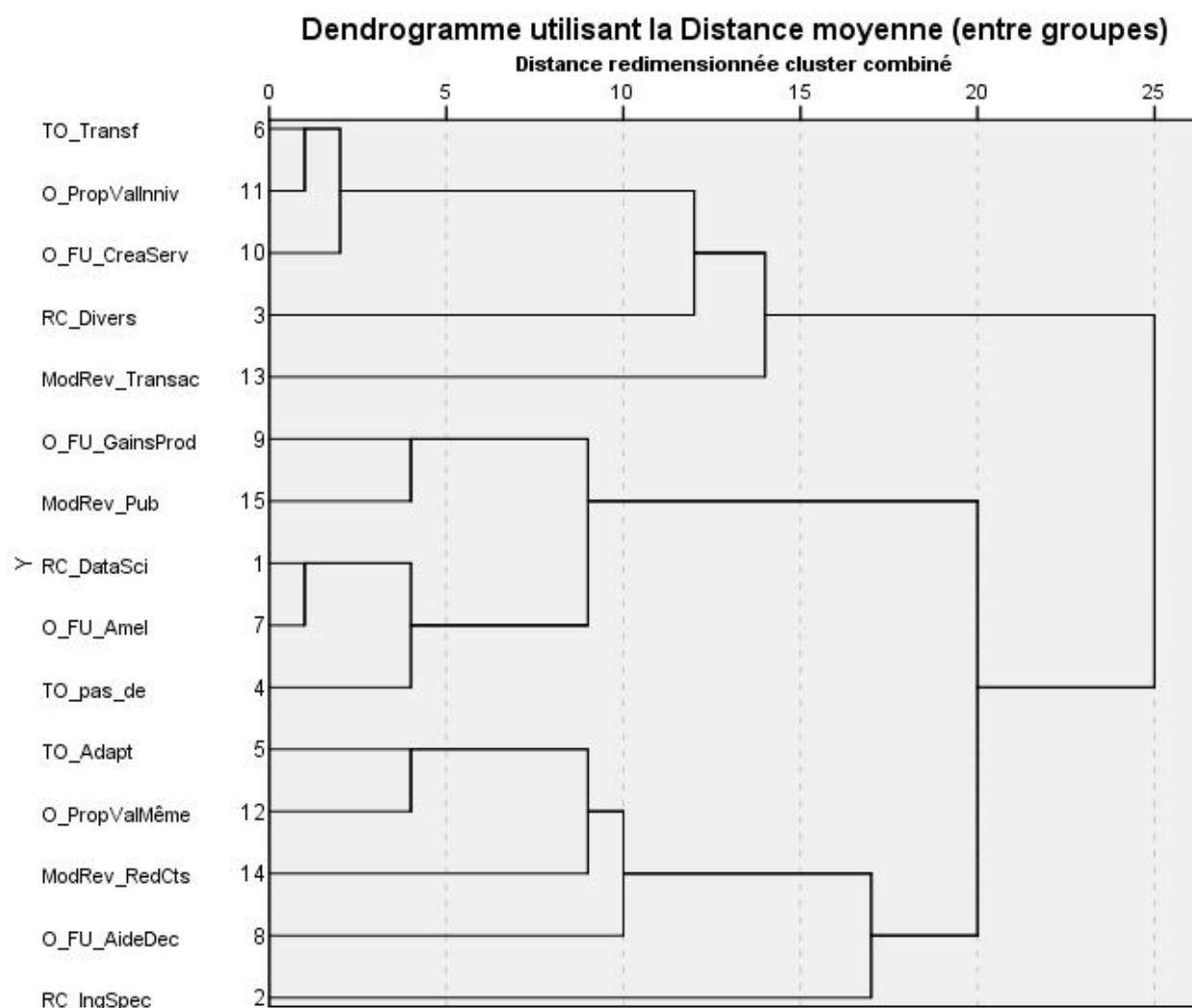


Figure 21 Arbre hiérarchique des variables élémentaires

Nous pouvons ensuite construire la carte dite « des objets », permettant de visualiser les projets sur le plan factoriel. Le recours aux classifications hiérarchiques permettra de s'assurer de la proximité réelle de certains projets, proximité qui, sur la carte, pourrait être trompeuse du fait de la simple projection.

Le tableau 19 donne les coordonnées de chacun de nos projets *Big data* sur cette carte factorielle, carte reproduite en figure 22.

| Numéro de l'observation | Dimension | |
|-------------------------|-----------|--------|
| | 1 | 2 |
| 1 | -,637 | 2,357 |
| 2 | -1,056 | -1,113 |
| 3 | -1,056 | -1,113 |
| 4 | -1,056 | -1,113 |
| 5 | -,408 | -,195 |
| 6 | 1,252 | ,300 |
| 7 | -,408 | -,195 |
| 8 | -,637 | 2,357 |
| 9 | -1,227 | ,948 |
| 10 | -1,227 | ,948 |
| 11 | -,637 | 2,357 |
| 12 | -1,056 | -1,113 |
| 13 | -1,056 | -1,113 |
| 14 | -1,227 | ,948 |
| 15 | -1,056 | -1,113 |
| 16 | -1,227 | ,948 |
| 17 | -,535 | -,482 |
| 18 | -,637 | 2,357 |
| 19 | -1,056 | -1,113 |
| 20 | -1,056 | -1,113 |
| 21 | ,569 | -,601 |
| 22 | 1,041 | -,225 |
| 23 | -,619 | -,721 |
| 24 | -,408 | -,195 |
| 25 | -,535 | -,482 |
| 26 | -,619 | -,721 |
| 27 | -,619 | -,721 |

| | | |
|----|--------|--------|
| 28 | -1,056 | -1,113 |
| 29 | -1,227 | ,948 |
| 30 | -1,056 | -1,113 |
| 31 | 1,041 | -,225 |
| 32 | 1,041 | -,225 |
| 33 | 1,041 | -,225 |
| 34 | ,569 | -,601 |
| 35 | -,637 | 2,357 |
| 36 | 1,252 | ,300 |
| 37 | 1,252 | ,300 |
| 38 | 1,252 | ,300 |
| 39 | 1,252 | ,300 |
| 40 | 1,252 | ,300 |
| 41 | 1,252 | ,300 |
| 42 | 1,252 | ,300 |
| 43 | 1,041 | -,225 |
| 44 | 1,041 | -,225 |
| 45 | 1,252 | ,300 |
| 46 | 1,252 | ,300 |
| 47 | 1,041 | -,225 |
| 48 | 1,028 | -,637 |
| 49 | 1,028 | -,637 |
| 50 | 1,028 | -,637 |

Normalisation variable principale.

Tableau 20 Coordonnées des projets sur la carte factorielle

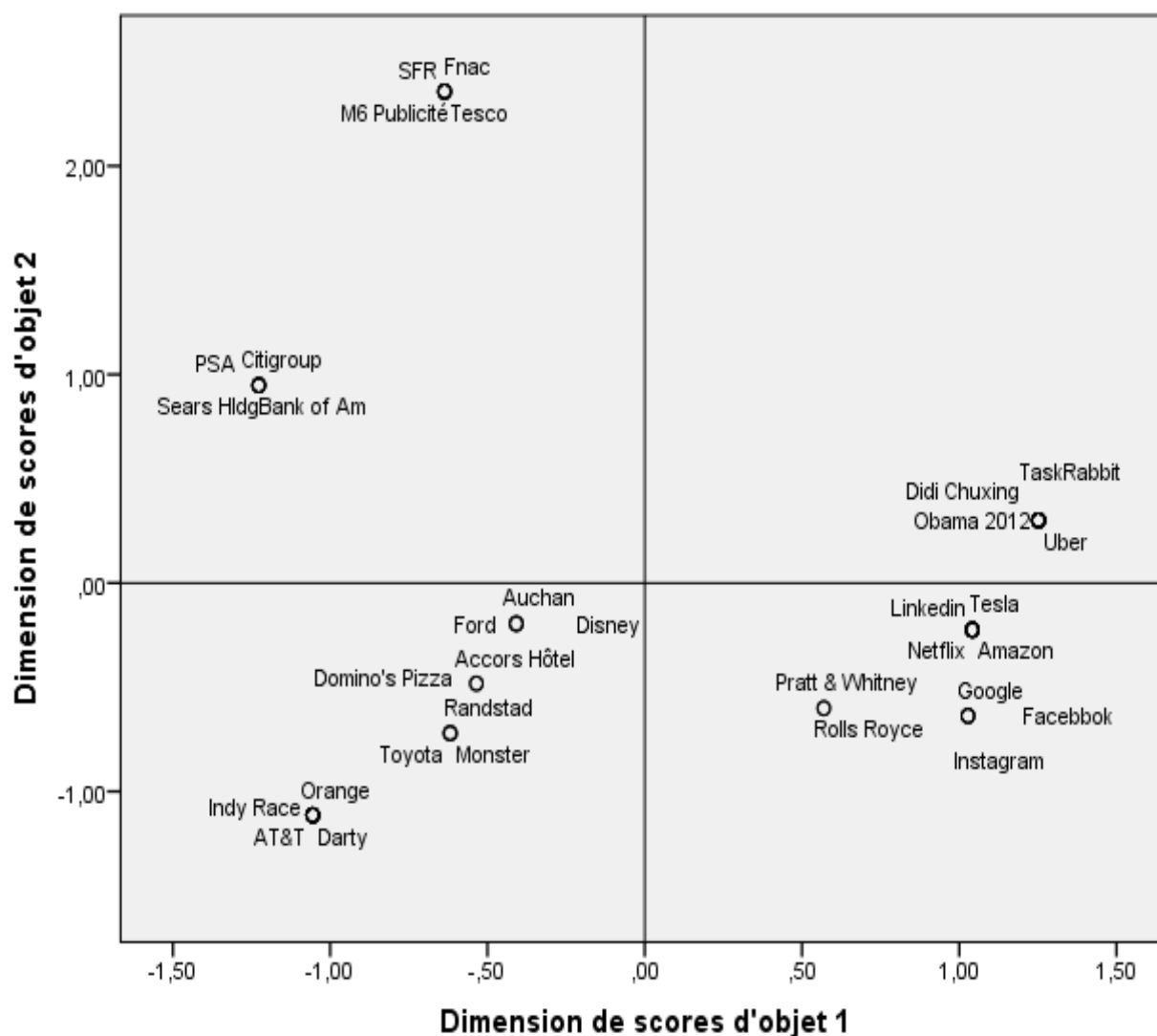


Figure 22 Projection des projets Big Data sur la carte factorielle

Pour s'assurer de la proximité réelle de projets *Big Data* qui apparaissent proches sur la carte - car on peut toujours craindre une proximité trompeuse liée à la projection sur un plan en deux dimensions - il nous faut recourir à la classification hiérarchique des objets. La sortie SPSS complète est fournie en annexe 6. Reproduisons toutefois ici en figure 23 l'arbre hiérarchique correspondant aux projets.

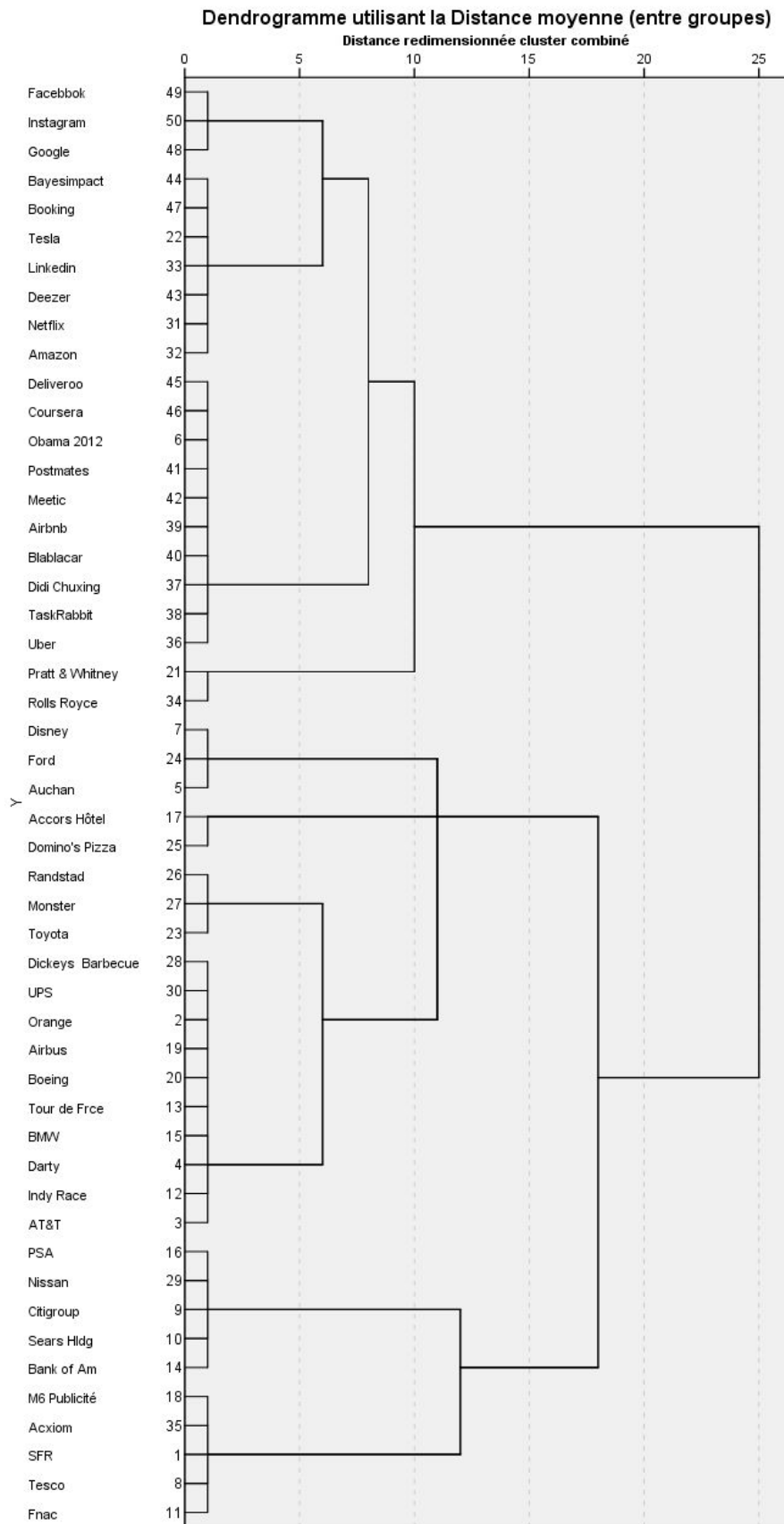


Figure 23 Arbre hiérarchique des projets Big Data

L'arbre hiérarchique permet de voir que, par exemple, les projets Facebook, Instagram et Google sont effectivement proches, mais se distinguent, bien qu'ils apparaissent comme près sur la carte, des projets Tesla, LinkedIn, Netflix et Amazon.

Reproduisons en figure 24 la carte des projets, enrichie des regroupements que permet de réaliser la classification hiérarchique.

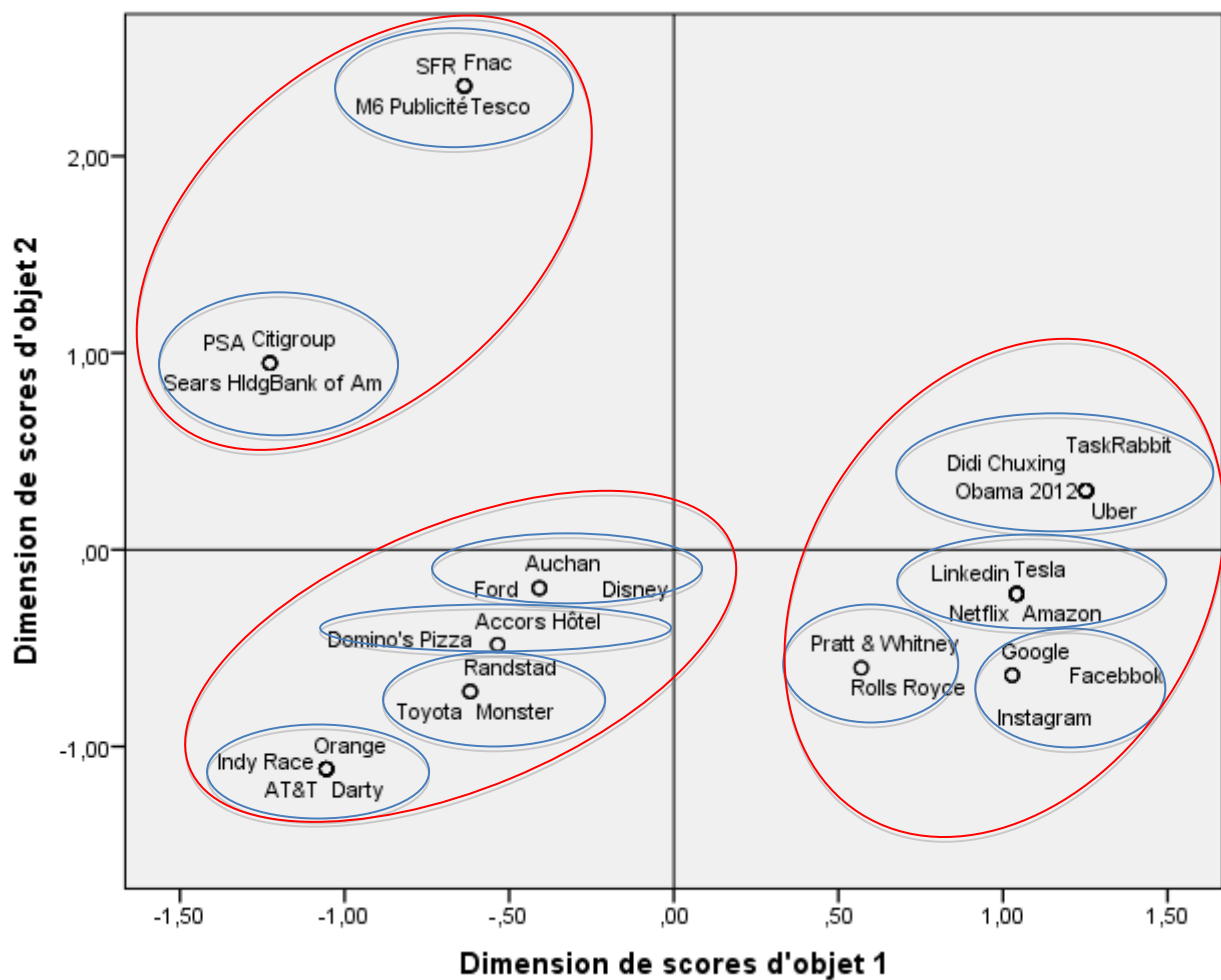


Figure 24 Carte graphique des projets Big Data regroupés par catégories

On regroupe dans une forme géométrique fermée (ici cercles ou ellipses) les projets très proches entre eux, et distincts de tous les autres, comme le révèle la classification hiérarchique des objets. Sans surprise aucune, on retrouve les dix *business model* élémentaires. De plus, on voit quels *business model* sont proches, et de quels *business model* ils sont éloignés. Bien mieux que notre démarche au chapitre 4, AFCM et classifications hiérarchiques nous permettent de dégager 3 types fondamentaux de *business model* bien distincts (i.e. bien distants sur l'arbre hiérarchique des objets) :

- modèle de type 1 que nous qualifierons « de la connaissance », pour continuer à rester proche des termes employés dans la typologie des modèles d'usage du *Big Data*. Ce modèle regroupe les projets qui apparaissent dans le cadran Nord Ouest. Il se caractérise, on le voit en revenant à la carte des variables (figure 24), par le recours aux data scientists (RC_DataSci), une finalité d'usage « Amélioration d'études » (O_FU_Amel), et pas de transformation significative dans l'organisation (TO_pas_de). Pour ces projets, deux modèles de revenus sont mobilisés, le modèle de revenu de « réduction des coûts » et le modèle de revenu « transaction » ;

- modèle de type 2 que nous qualifierons de *Data Driven Process Optimization* ou en français optimisation des processus par les données. Ce modèle regroupe des projets qui se caractérisent par une finalité d'usage des données d'aide à la décision (O_FU_AideDec) ou de gain de productivité (O_FU_GainProd). Il mobilise surtout les ressources et compétences d'ingénieurs spécialistes (RC_IngSpec), et ne nécessite pas de transformation organisationnelle importante (adaptation orga, TO_Adapt). Les modèles de revenus utilisés par ces projets sont en grande partie « transactions » ou « réduction de coûts » ;

- modèle de type 3 que nous qualifierons de plateformes, pour reprendre l'expression utilisée dans la typologie des modèles d'usage du *Big Data*. Les projets de ce modèle se caractérisent par une transformation organisationnelle importante (TO_Transf), et mobilisent des ressources et des compétences de type diversifiées (RC_Divers) ou de type ingénieurs spécialistes (RC_IngSpec). Pour ce qui de la finalité d'usage des données elle correspond à de la création de service (O_FU_CreaServ), et la proposition de valeur est pour la plupart des projets innovante (O_PropValInniv).

Le tableau suivant (Tableau 21) récapitule les caractéristiques de ces trois types fondamentaux de modèles d'affaires. Nous détaillons par la suite, dans des encadrés les différents les *business model* élémentaires (identifiés dans la section 2 du chapitre 4) composants chacune de ces trois catégories.

| Catégorie des <i>business model</i> | Caractéristiques des <i>business model</i> | Projets correspondants |
|--|---|---|
| Modèle type de la connaissance | Ressources et compétences mobilisées : Data scientists Finalité d'usage des données : Amélioration d'études Pas de transformation organisationnelle requise | SFR, Fnac, Tesco, M6 Publicité, PSA, Citigroup, Sears Holding, Bank of America. |
| Modèle type <i>Data Driven Process Optimization/ optimisation des processus par les données</i> | Ressources et compétences mobilisées : Ingénieurs spécialistes Finalité d'usage des données : Aide_Décision ou Gain_Productivité Adaptation organisationnelle requise | Auchan, Ford, Disney, Accors Hotels, Domino's Pizza, Randstad, Toyota, Monster, Orange, Indy Race, AT&T, Darty, BMW, Airbus, Dickeys Barbecue Pit, UPS |
| Modèle type des Plateformes | Ressources et compétences mobilisées : Diversifiées ou Ingénieurs spécialistes Finalité d'usage des données : Création de service Transformation organisationnelle requise Proposition de valeur : Innovante | Taskrabbit, DidiCunxing, Obama 2012, Uber, LinkedIn, Netflix, Tesla, Amazon, Pratt&Whitney, Rolls Royce, Google, Facebook, Instagram, Deezer, Bayesimpact, Booking, Airbnb, Blablacar, Postmates, Meetic, Deliveroo, Coursera |

Tableau 21 Caractéristiques des trois types fondamentaux des business model du Big Data

| Catégorie des <i>business model</i> | <i>Business Model</i> élémentaire | Ressources et compétences mobilisées | Transformation organisationnelle requise | Offre produits et services | | Projets correspondants |
|-------------------------------------|-----------------------------------|--------------------------------------|--|----------------------------|-----------------------|---|
| | | | | Finalité d'usage | Proposition de valeur | |
| Modèle type de la connaissance | BM1 : | Data scientists | Pas de transformation | Amélioration d'études | Même offre | SFR, Fnac, Tesco, M6 Publicité, |
| | BM2 : | Data scientists | Adaptation-Organisation | Amélioration d'études | Même offre | PSA, Citigroup, Sears Holding, Bank of America. |

Tableau 22 business model élémentaires de la catégorie type de la connaissance

| Catégorie des <i>business model</i> | <i>Business Model</i> élémentaire | Ressources et compétences mobilisées | Transformation organisationnelle requise | Offre produits et services | | Projets correspondants |
|--|-----------------------------------|--------------------------------------|--|----------------------------|-----------------------|--------------------------------|
| | | | | Finalité d'usage | Proposition de valeur | |
| Modèle type <i>Data Driven Process Optimization/ optimisation des processus par les données</i> | BM3 | Ingénieurs-spécialistes | Adaptation-Organisation | Gain_Productivité | Même offre | Accors Hotels, Domino's Pizza |
| | BM4 | Ingénieurs-spécialistes | Adaptation-Organisation | Aide-Décision | Même offre | Orange, Indy Race, AT&T, Darty |
| | BM5 | Ingénieurs-spécialistes | Adaptation-Organisation | Aide-Décision | Même offre | Randstad, Toyota, Monster |
| | BM6 | Ingénieurs-spécialistes | Adaptation-Organisation | Aide-Décision | Même offre | Auchan, Ford, Disney |

Tableau 23 business model élémentaires de la catégorie Data Driven Process

| Catégorie des business model | Business Model élémentaire | Ressources et compétences mobilisées | Transformation organisationnelle requise | Offre produits et services | | Projets correspondants |
|------------------------------|----------------------------|--------------------------------------|--|----------------------------|-----------------------|-------------------------------------|
| | | | | Finalité d’usage | Proposition de valeur | |
| Modèle type des Plateformes | BM 7: | Ingénieurs-spécialistes | Transformation-Organisation | Aide-Décision | Innovation | Pratt&Whitney, Rolls Royce |
| | BM 8: | Ingénieurs-spécialistes | Transformation-Organisation | Création Services | Innovation | Linkedin, Netflix, Tesla, Amazon |
| | BM 9 : | Diversifiées | Transformation-Organisation | Création Services | Innovation | Taskrabbit, DidiCunxing, Obama 2012 |
| | BM10 : | Ingénieurs-spécialistes | Transformation-Organisation | Création Services | Innovation | Google, Facebook, Instagram |

Tableau 24 business model élémentaires de la catégorie Plateformes

Conclusion du chapitre 5/Discussion des résultats et conclusion de l'analyse:

En mobilisant une analyse factorielle des correspondances multiples sur notre base de données, nous avons pu obtenir 3 catégories de *business model* du *Big Data* que sont : (1) Modèle de la connaissance ; (2) Modèle d'optimisation des processus par les données ; (3) Modèle des plateformes. Par ailleurs, nous avons pu dans le chapitre précédent, identifier 5 catégories de modèles d'affaires. Nous avons rapproché et tenter de résumer ces différents résultats dans le tableau suivant :

| Résultats Catégories AFCM : | Résultats Catégories regroupées manuellement : | Projets |
|---|---|--|
| Modèle de la connaissance | <i>Business model</i> de type « Analyse » | SFR, Fnac, Tesco, M6 Publicité, PSA, Citigroup, Sears Holding, Bank of America. |
| Modèle d'optimisation des processus par les données | <i>Business model</i> de type « Automatisation/Productivité » | Accor Hotels, Domino's Pizza. |
| | <i>Business model</i> de type « Empowerment » | Orange « Sauvons les livebox », AT&T, Darty, Indy Race, Toyota, Randstad, Monster « See More », Auchan, Disney « My Magic Plus », Ford « SIMS ». |
| Modèle des plateformes | <i>Business model</i> de type « Hybride » | Pratt & Whitney, Rolls Royce. |
| | <i>Business model</i> de type « Plateformes » | Taskrabbit, DidiCunxing, Obama 2012, Uber, LinkedIn, Netflix, Tesla, Amazon, Google, Facebook, Instagram |

Tableau 25 Catégories types des *business model* identifiés par AFCM et par regroupements manuels

Pour la première catégorie de *business model*, celle de la connaissance, nous retrouvons la les mêmes projets regroupés dans les deux types de classifications. Concernant la deuxième catégorie, celle de l'optimisation des processus par les données, nous retrouvons des projets des deux catégories de l'automatisation et de l'*empowerment* que nous avons qualifiées dans le chapitre 4. En effet, on remarque que même si les finalités d'usage de ces groupes sont différentes, à savoir « Aide-Décision » pour l'*empowerment* et « Gain_Productivité » pour l'automatisation, elles se rejoignent par le fait qu'elles contribuent à améliorer les processus existants dans l'entreprise.

Pour la troisième catégorie, celle des plateformes, nous retrouvons deux groupes de modèles d'affaires identifiés dans le chapitre 4 en tant que catégorie 4 « *business model* hybride » et catégorie 5 « plateformes ». Nous observons que l'ensemble de ces projets se caractérise par une proposition de valeur innovante et une transformation organisationnelle importante. On ne voit pas de distinction, dans l'AFCM, entre les entreprises classiques et les nouveaux modèles, comme nous avons pu le faire dans notre regroupement manuel.

Aussi, pour la classification par recours à la méthode de l'analyse des correspondances multiples, on a tenu compte des variables/composantes du *business model* du *Big Data* Suivantes : la nature de l'offre, à savoir la proposition de valeur (si elle est innovante ou pas), la finalité d'usage du *Big Data*, les ressources et les compétences mobilisées, et la transformation organisationnelle requise. La composante du modèle de revenus du projet n'est pas mise en avant dans les regroupements que nous avons réalisés ici.

Conclusion générale de la thèse

Quand nous avons entamé notre présent travail de recherche, le sujet du *Big Data* était fortement médiatisé. Aujourd'hui de nouveaux sujets tels que l'intelligence artificielle ou les *blockchain* sont relayés dans différents médias et domaines de la société. Nous ne pensons pas que le *Big Data* ait été un simple phénomène de mode, même si peut être son appellation conduit parfois à une telle interprétation. Nous pensons que c'est un concept que les entreprises doivent prendre en considération au vu des nouvelles possibilités qu'il apporte et des transformations qu'il peut engendrer.

Notre société est appelée à être fortement digitalisée et informatisée, le développement des solutions technologiques suivant un rythme de plus en plus accéléré, accompagné d'une production de données encore plus dense. Ce nouvel environnement pousse les entreprises à considérer de nombreux changements. En termes de stratégies d'exploitation des données les questions diffèrent : faut-il utiliser toutes les données massives produites ou une partie seulement ? Comment mettre en valeur ces données ? L'exploitation de ces données est-elle la même pour toutes les entreprises ou adaptées selon les secteurs d'activités et des besoins spécifiques ? Certains acteurs mettent en place des dispositifs pour répondre à cela, mais on voit aussi l'apparition de nouvelles entreprises dont les modèles sont entièrement basés sur les technologies et les analyses du *Big Data*.

Le constat est que nombre de ces nouvelles organisations remettent en cause des modèles et des secteurs d'activités connus pour être stables. C'est ce que font Uber ou Blablacar dans les transports, Airbnb dans l'hôtellerie, Amazon dans la grande distribution, Viber ou Whatsapp dans les télécommunications, etc. Les points communs entre ces différents nouveaux acteurs sont les données et les traitements liés à ces données, ainsi que l'innovation. Ces entreprises ont exploité ces ressources pour développer des offres innovantes et intégrer des marchés fortement concurrentiels.

Nous nous sommes ainsi posé la question sur la manière dont ces entreprises exploitent le *Big Data*, mais aussi son exploitation par les entreprises classiques établies dans différents secteurs d'activité. Nous souhaitons comprendre comment ces différentes organisations exploitent et valorisent ces données massives. De ce fait, nous nous sommes naturellement saisi des théories des *business model* afin de répondre à nos interrogations. Nous avons ainsi tenté d'identifier s'il existe des *business model* spécifiques au *Big Data*.

Pour cela nous avons mené une étude empirique à travers laquelle nous avons étudié 50 projets *Big Data* déployés ou en cours de déploiement par des entreprises issues de différents secteurs d'activités. Nous avons ainsi construit une base de données dans laquelle nous avons caractérisé et classé ces différents projets, que nous avons ensuite regroupés selon leurs degrés de similitudes. Nous avons pu déterminer 10 *business model* différents que nous avons pu regrouper manuellement en 5 catégories de *business model*. Nous avons exploité cette même base de donnée pour mener une analyse factorielle des correspondances multiples, cela nous a permis d'affiner notre classification et d'obtenir 3 catégories de *business model*.

Sur la base de ces résultats, nous nous sommes posé la même question qu'au départ, à savoir si la description et la classification que nous avons obtenues nous permettent de mieux comprendre comment les entreprises valorisent-elles les données massives du *Big Data*. Notre première réponse est de dire qu'il n'existe pas un seul schéma emprunté par les différentes organisations pour tirer profit du *Big Data*. Cela nous renvoie au constat du *no-best way* stipulé par Bénavent (2014) qui souligne qu'il existe quatre façons d'utiliser le *Big Data*.

En mobilisant la typologie des modèles d'usage du *Big Data* (Bénavent, 2014) ainsi que la théorie des *business model* de Lecocq et al., (2006), nous avons voulu obtenir une description plus détaillée que celle des modèles d'usage et voir quels sont les modes de création de valeur de ces entreprises exploitant le *Big Data*. Nous avons distingué ainsi des spécificités différentes permettant de modéliser 3 groupes de modèles d'affaires du *Big Data*. Ce sont les composantes mêmes de ces *business model* qui différencient les différents projets étudiés.

Il s'agit des ressources et des compétences déployées, de l'organisation requise, de la proposition de valeur mise en place, ainsi que des modèles de revenus utilisés. Nous avons vu qu'une partie de ces modèles intègrent le *Big Data* pour améliorer les offres de produits et services existants. Dans ce cas il n'est pas question d'innovation, ni de transformations organisationnelles profondes, mais d'amélioration des processus et des activités de l'entreprise. Cela se traduit par de nouvelles sources de revenus illustrés par la réduction des coûts ou de meilleures ventes pour l'entreprise. Ce type de configuration correspond, comme nous avons pu le voir au modèle de la connaissance et celui de l'optimisation des processus par les données.

Par ailleurs, nous avons constaté que lorsqu'il s'agit d'exploiter le *Big Data* pour développer des offres innovantes, les entreprises classiques mettent en place des transformations organisationnelles importantes, tandis que de nouveaux acteurs prennent place sur les marchés. Cela concerne les nouveaux *business* incarnés par les modèles «Plateformes». Ces derniers innover à travers une exploitation intense des données massives et des technologies qui leur sont liées (développements continus de nouveaux algorithmes, moyens de stockage importants, capteurs et objets connectés, etc.). L'organisation de ces entreprises est aussi totalement revue par rapport à celle des entreprises anciennes, en effet on observe une nouvelle manière dans la division et la coordination des tâches, qui est fortement orientée par les technologies du *Big Data*, ou même automatisée.

Par la distinction de ces différents modèles d'affaires spécifique à l'exploitation du *Big Data*, nous souhaitons apporter des contributions aux théories existantes sur le sujet des *business model* mais aussi dans la compréhension du *Big Data* d'un point de vue organisationnel. Nous n'avons, cependant, pas pu étudier toutes les composantes comprises dans un *business model* selon le modèle RCOV (Lecocq et al,2006). Comme par exemple la partie financière, plus précisément la structure des coûts et des charges liées aux projets *Big Data*. Ces données ne sont pas facilement accessibles, et sont souvent confidentielles. De même, nous n'avons pas abordé la partie de la relation client et les segments clients, car nous souhaitons avant tout comprendre les activités et les mécanismes internes de l'entreprise dans leur exploitation du *Big Data*. Aussi la relation client étant un registre encore plus vaste, cela nous exige une plus grande quantité d'informations à réunir, et plus difficile à traiter.

De même, pour le volet organisationnel, dans notre présent travail de recherche, nous avons surtout traité les questions de transformations organisationnelles requises dans le cadre de l'adoption d'une nouvelle technologie. Or, dans la définition du modèle d'affaires RCOV, la partie organisationnelle relève en grande partie du mode de configuration de valeur. Rappelons que celle-ci peut prendre différentes formes: Chaîne de valeur, Atelier de Valeur ou Réseau de valeur. Nous n'avons pas mobilisé cette variable de configuration de valeur dans notre partie empirique, car cela nécessite un nombre important d'informations à compléter dans la base de données, surtout pour renseigner les configurations de type « Atelier de valeur » ou « Réseau de valeur ».

En effet, cela exige d'élargir notre champ de recherche sur les relations externes de chaque projet/entreprise (50 retenues pour notre base de données) avec leurs différents partenaires, fournisseurs, ou tout autre acteur contribuant à la création de valeur de l'entreprise. Nous avons néanmoins l'idée de développer cette partie à travers un article, dans lequel nous souhaitons décrire les organisations possibles selon les modes de configuration de valeur d'un *business model*, dans le contexte de projets *Big Data*.

Par ailleurs, durant notre travail de recherche nous avons réalisé plusieurs communications et des publications d'articles. Nous avons contribué à la 15^{ème} journée du Marketing Digital, à travers une première communication dans laquelle nous avons pu présenter nos premiers résultats de recherche sur le test de la pertinence de la typologie des modèles d'usage du *Big Data*. Nous avons également participé au colloque COSSI (Communication, Organisation, Société du Savoir et Information) organisé dans le cadre du 85^{ème} Congrès de l'Acfas (Association Francophone pour le savoir) à l'université *McGill* au Canada. Pour cette communication, nous avons présenté nos résultats de recherche sur la partie de la transformation organisationnelle requise dans l'exploitation des projets *Big Data*. Ce travail a été également publié dans un article de la revue COSSI.

Nous avons pu, à travers ces différentes contributions, enrichir nos travaux de recherche et améliorer notre modèle dans la thèse. Nous avons aussi publié un récent article dans la revue *Data et Management*, dans lequel nous exposons nos derniers résultats sur la typologie des *business model* du *Big Data*.

Enfin, nous souhaitons en prolongement de notre travail de thèse, réaliser une deuxième analyse factorielle des correspondances multiples sur un nouvel échantillon. Dans une logique plus confirmatoire (vs exploratoire dans la thèse), nous souhaitons construire une nouvelle base de données avec de nouveaux projets/cas *Big Data* identifiés, sur laquelle nous évaluerons la pertinence de notre typologie des *business model du Big Data*.

D'un point de vue managérial, la typologie que nous proposons pourrait éventuellement servir à définir et cadrer des projets *Big Data* en constituant un outil de modélisation pour des professionnels (Chefs de projets, *data_scientist*, managers, etc.). Il serait possible de mobiliser ce dernier, dans les phases amont d'un projet *Big Data*, afin de déterminer dans quel type de *business model* peut-on inscrire celui-ci, et ce qu'il implique en termes de ressources, d'organisation et de proposition de valeur.

Enfin, nous souhaitons en prolongement à ce travail de recherche, mobiliser la typologie des *business model* du *Big Data* afin de mener une étude plus approfondie sur la transformation organisationnelle. Plus précisément traiter la question de la division et de la coordination des tâches à travers une étude comparative entre les modèles d'affaires innovants et les modèles d'affaires des entreprises déjà établies. Nous serions ainsi en mesure d'apporter plus d'éclairages sur la partie des changements organisationnels opérés par les entreprises sur l'attribution des tâches et donc sur leur politique d'emplois. *In fine* nous souhaitons comprendre quels sont les modèles d'affaires qui sont menacés par le *Big Data* ?

Références bibliographiques:

Afuah A. et Tucci C., (2003), *Internet Business Models and Strategies*, McGraw Hill, Boston

Anderson C., (2008), The End of Theory: The Data Deluge Makes the Scientific Method Obsolete, *Wired*, 16, 7.

Baden-Fuller C. et Haefliger S., (2013), Business Models and Technological Innovation, *Long Range Planning*, 46, 419-426.

Baden-Fuller C. et Morgan S., (2010), Business Models as Models, *Long Range Planning*, 43, 156-171.

Barney J., (1991), Firm Resources and Sustained Competitive Advantage, *Journal of Management*, 17, 1, 99-120.

Bauman Z., (2007), *Consuming Life*, Broché

Bellman, R., Clark, C.E., Malcolm, D.G., Craft, C.J., Ricciardi, F.M., (1957). On the construction of a multi-stage, multi-person business game. *Operations Research*, 5, 4, 469–503.

Bénavent, C. (2016). Plateformes, sites collaboratifs, réseaux sociaux ...Comment ils influencent nos choix, fyp édition

Bénavent, C. (2014). Big Data: no best way. *Le libellio AEGIS*, 10, 4, 5-14.

Bénavent C., (2013), la décision marketing : une affaire de légitimité et d'imagination, *Décisions Marketing*, 72, 22-25.

Bénavent C., (2011), Management de la relation client à l'ère digitale, dans « *e-Marketing & e-commerce* », Marketing-Communications, DUNOD, 39-62.

Besson P., Rowe F., (2011), Perspectives sur le phénomène de transformation organisationnelle. *Systèmes d'information et management*, 16,1, 3-34.

Bollier, D., (2010), The promise and peril of big data. Technical report. Washington, D.C. : The Aspen Institute.

Bouteiller S., Boutin M., (2013), *Big Data* : la vision des grandes entreprises, Opportunités et enjeux, *Cigref*, 1-17.

Boyd D., Crawford K., (2012), Critical questions for Big Data, *Information, Communication & Society*, 15, 5, 662-679.

Brynjolfsson E, Hitt L. & Kim H., (2011), Strength in Numbers: How Does Data-Driven Decisionmaking Affect Firm Performance? Étude menée sur 179 entreprises, publiée par le SSRN.

Bughin J., Manyika J. & Chui M., (2010), Clouds, big data, and smart assets: Ten tech-enabled business trends to watch, *McKinsey Quarterly*.

Bughin J., Livingston J. & Marwaha S. (2011), Seizing the potential of 'Big Data', *McKinsey Quarterly*.

Bryson S., Kenwright D., Cox M., Ellsworth D. et Haimes R. (1999), Visually exploring gigabyte data sets in real time, *Communications of the ACM*, Vol. 42 No. 8, 82-90.

Cadenat S., de Lassus C. et Hussant-Zebian R. (2013), Managers et recherche en Marketing : de nouvelles attentes dans un contexte de bouleversements technologiques et temporels, *Décisions Marketing*, 72, 65-85.

Casadesus-Masanell R., et Ricart J-E., (2010), From strategy to business models and onto tactics. *Long Range Planning*, 43, 195–215.

Chaffey D., Ellis-Chadwick F., Isaac H., Volle P. et Mercanti-Guérin M. (2014), *Marketing digital*, Pearson education.

Chen H., Chiang Roger H.L. et Storey Veda C. (2012), Business intelligence and analytics: From Big Data to Big Impact, *MIS Quarterly*, 36, 4, 1165-1188.

Chignard S., Benyayer L.D., (2015). *Datanomics Les nouveaux business model des données*, FYP editions.

Ciborra, C. et Lanzarra, G.F. (1999). Hospitality and IT. in Ljungberg Fredrik [ed] *Informatics in the Next Millennium*, Lund (Sweden), Studentlitteratur, 161-176

Cox M. et Ellsworth D., (1997), Application-Controlled Demand Paging for Out-of-Core Visualization, Report NAS-97-010, NASA Ames Research Center, 1-12.

Carr N., (2009), *The Big Switch: Rewiring the World, from Edison to Google*

Daft R-L. et Lewin A_Y., (1993), Where are the theories for the “new” organizational forms? An editorial essay, *Organization Science*, 4,4.

DaSilva C. et Trkman P., (2014), Business Model: What It Is and What It Is Not, *Long Range Planning*, 47, 379-389.

Dunbar, R-L-M. et Starbuck W-H., (2006), Learning to design organizations and learning from designing them, *Organization Science*, 17, 171-178.

Davenport T., Barth P. et Bean R., (2012), How ‘Big Data’ is Different, *MIT Sloan Management Review*, Fall 2012, Vol.54, No.1

Davenport,T. (2014). *Stratégies Big Data*. Paris: Les Editions Pearson

Dedieu C. et Removille C., (2012), *Métamorphoses du marketing*, Economica

De Montcheuil Y., (2013), Au-delà de l'optimisation, les Big Data créatrices de nouveaux business models, *Alliancy le mag numérique et business*.

Demil B. et Lecocq., (2010), Business Model Evolution: In Search of Dynamic Consistency, *Long Range Planning*, 43, 227-246.

Demil B., Lecocq X. et V. Warnier, (2013), *Stratégie et Business Models*. Paris: Pearson Education France

Demil, B., Lecocq,X., Ricart J-E. et Zott C., (2015), Introduction to the SEJ special issue on business models: Business models within the domain of strategic entrepreneurship. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 9, 1–11.

Diebold, F-X., (2012), A Personal Perspective on the Origin(s) and Development of 'Big Data': The Phenomenon, the Term, and the Discipline, PIER Working Paper No. 13-003.

Dubois P. L., Vermette E., (2001), Contributions et pistes pour la recherche en e-Marketing *Recherche et Applications en Marketing*, 16, 3, 1-8.

Dubois P-L., Jolibert A., Gavard-Perret M-L et Fournier C., (2013), *Le Marketing Fondements et Pratiques*, 5^e édition, Economica.

Dubosson-Torbay M., Osterwalder, A. et Pigneur, Y., (2002), E-business model design, classification, and measurements, *Thunderbird International Business Review*, 44, 1, 5-23.

Eisenhardt K-M, (1989), Building theories from case study research, *The Academy of Management Review*, 14, 4, 532-550.

El Sawy O. et Pereira F., (2013), *Business Modelling in the Dynamic Digital Space*, Springer.

El Sawy O., Bharadwaj.A, Pavlou.A et Venkatraman.N. (2013), Digital business strategy: toward a next generation of insights, *MIS Quarterly*, 37, 2, 471- 482.

Gagnon Y-C., (2012), *L'étude de cas comme méthode de recherche*, 2^eème édition, Presses de l'université du Québec

Gavard-Perret M-L., Gotteland D., Haon C., et Jolibert A. (2008), *Méthodologie de la recherche: Réussir son mémoire ou sa thèse en science de gestion*, Pearson Education Universitaire B&E

Gordijn J., Osterwalder A., et Pigneur Y., (2005), Comparing Two Business Model Ontologies for Designing e-Business Models and Value Constellations, 18th Bled eConference, eIntegration in Action

Grönroos C., (1994), From Marketing Mix to Relationship Marketing: toward a Paradigm Shift in Marketing, *Management Decision*, 32, 2, 4-20

Günther W-A., Mehrizi M-R., Huysman M., et Feldberg F., (2017), Debating Big Data : A literature review on realizing value from Big Data, *Journal of strategic information systems*, 26, 191-209.

Hamel G., (2000), *Leading the revolution*, Harvard Business School Press, Boston

Hartmann P.M., Zaki M., Feldmann N., et Neely A., (2014), *Big Data for Big Business*, A taxonomy of Data-driven Business Models used by start up firms, working paper version, Cambridge Alliance Service

Hoffman D., (2000), The revolution will not be televised: Introduction to the special issue on Marketing Science and the Internet, *Marketing Science*, 19,1, 1-3

Itami H., et Nishino, K. (2010), Killing two birds with one stone: Profit for now and learning for the future, *Long Range Planning*, 43, 364–369.

Kitchin R., (2013), Big data and human geography: Opportunities, challenges and risks. *Dialogues in Human Geography*, 3,3, 262–267

Kitchin R., (2014), Big Data, new epistemologies and paradigm shifts, *Big Data & Society*, 1-12

Johnson M., Christensen C. et Kagermann, H., (2008), Reinventing Your Business Model, *Harvard Business Review*, 58-69.

Jones, G.M., (1960), Educators, electrons, and business models: a problem in synthesis. *Accounting Review*, 35, 4, 619–626

Jaouën M., (2013), le big data en action, *Stratégies supplément rédactionnel*, n°1729, 59-60.

Klang D., Wallnöfer M., et Hacklin, F., (2014), The business model paradox: A systematic review and exploration of antecedents, *International Journal of Management Reviews*, 16, 454-478.

Laney D., (2001), 3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity and Variety, APPLICATION DELIVERY STRATEGY By META GROUP, File 949, 1-4.

Laney D., (2012), Deja VVVu: Others Claiming Gartner's Construct for Big Data, THE GARTNER BLOG NETWORK, <http://blogs.gartner.com/doug-laney/deja-vvvue-others-claiming-gartners-volume-velocity-variety-construct-for-big-data/>

Lebardin P., (2014), *L'essentiel de l'histoire de gestion*, 6ème Ed

Lecocq X., Demil B., et Warnier V., (2006), Le Business Model, un outil d'analyse stratégique, *L'Expansion Management Review*, 123, 96-109

Leeflang P., Verhoef P., Dahlstôm P., et Freundt T., (2014), Challenges and solutions for marketing in a digital era, *European Management Journal*, 32, 1-12.

Loebbecke C., Picot A. (2015), Reflections on societal and business model transformation arising from digitization and big data analytics: A research agenda, *The journal of Strategic Information Systems*, 24, 3, 149-157.

Lovelock C., Wirtz J., Lapert D. et Munos A., (2008), *Marketing des services*, 6ème édition, Pearson Education France.

Mahadevan B. (2000), Business models for Internet-based e-commerce: An anatomy. *California Management Review*, 42, 4, 55-69.

Manceau D. (2013), Nécessaire redéfinition du rôle du marketing face à la désintermédiation, in Salerno et al., *Décision Marketing*, 72.

Manyika J., Chui, M., Brown, B., Bughin J., Dobbs., R., Roxburgh., C., et Hung Buyers A., (2011), Big Data: The next frontier for innovation, competition, and productivity, *McKinsey Global Institute*.

Markides C-C., (2013), Business model innovation: What can the ambidexterity literature teach us?, *Academy of Management Perspectives*, 27, 313-323.

Markides C., et Charitou C-D., (2004), Competing with dual business models: A contingency approach. *Academy of Management Executive*, 18, 22-36.

Markides, C., et Oyon D., (2010), What to do against disruptive business models (when and how to play two games at once). *MIT Sloan Management Review*, 51-25.

Massa L., Tucci C-L., Afuah A., (2017), a critical assessment of business model research, *Academy of management annals*, 11,1, 73-104

McAfee A., Brynjolfsson E., (2012), Big Data: The management Revolution, *Harvard Business Review*

McGrath R.G, (2010), Business Models: A Discovery Driven Approach, *Long Range Planning*, 43, 247-261.

Miles, M. B., Huberman, A. M., (1994), *Qualitative Data Analysis : an Expanded Source Book*, 2^{ème} édition, Londres, Sage Publication.

Miller L., (2009), Consuming Life by Zygmunt Bauman Review, *Contemporary Sociology*, 38, 1, 74-75

Monino J.L, Sedkaoui S., (2016), *Big Data, Open Data et valorisation des données*, Vol.4. Royaume-Uni. ISTE Editions

Morris M., Schindehutte M., et Allen J., (2005), The entrepreneur's business model: Toward a unified perspective. *Journal of Business Research*, 58, 726–735.

Osterwalder A., Pigneur Y., (2002) An e-Business Ontology for Modeling e-Business, 15th Bled Electronic Commerce Conference.

Osterwalder A., Pigneur Y., (2010), *Business Model Generation: A Handbook for Visionaries, Game Changers, and Challengers*, Broché

Penrose E., (1995), *The theory of the growth of the firm*, 3rd edition, Oxford, Oxford university press

Porter M-E., (1985), *Competitive Advantage*, New York, Free Press

Pras B., (2013), Marketing présent et avenir : une question de tempo et de synchronisation, dans numéro spécial « Marketing : enjeux et perspectives », *Décisions Marketing*, 72, 5-15.

Press G., (2013), A very short history of big data, *Forbes*
<http://www.forbes.com/sites/gilpress/2013/05/09/a-very-short-history-of-big-data/>

Rappa M. (2001), Business models on the web: Managing the digital enterprise,
<http://digitalenterprise.org/models/models.html>

Scranton Philip, 2008, Dépasser Chandler ? , *Revue Française de Gestion*, n° 188-189, 53-57.

Seiffert M-D., Godelier E, (2008), « Histoire et gestion : vingt ans après », *Revue Française de Gestion*, n° 188-189, 17-30.

Surlemont B., (2012), Histoire d'un best seller de l'entrepreneuriat, *Entreprendre & Innover*, 13, 111-115.

Salerno F., Bénavent C., Volle P., Manceau D., Trinquecoste J.-F., Vernet E., Tissier-Desbordes E. (2013), Eclairages sur le marketing de demain : prises de décisions, efficacité et légitimité, *Décisions Marketing*, 72, 17-42.

Scranton P., (2008), Dépasser Chandler? *Revue française de gestion*, n° 188-189, 53-57

Shafer S-M., Smith H-J., Linder J. (2005), The power of business models, *Business Horizons*, 48, 199-207.

Silverman D., (2005), *Doing qualitative research*, second edition, SAGE publication

Sorescu A., Frambach R., Sigh J., Rangaswamy A., Bridges C., (2011), Innovations in Retail Business Models, *Journal of Retailing*, 87S, 1, 3-16.

Stabell C.B., Fjelstad O.D. (1998), Configuring value for competitive advantage: On chains, shops and networks, *Strategic Management Review*, 19, 413-437

Stenger T., et Bourliataux-Lajoinie S, *e-Marketing & e-commerce*., (2011), Marketing-Communications, DUNOD.

Tapscott D., Lowy A. et Ticoll D., (2000), *Digital Capital: Harnessing the Power of Business Webs*, Harvard Business School Press.

Teece D., (2010), Business Models, Business Strategy and Innovation, *Long Range Planning*, 43, 172-194.

Tenenhauss, M., (1996), Méthodes statistiques en gestion, Dunod, Paris

Thompson, J. D. (1967). *Organizations in Action*, McGraw-Hill, New York

Timmers P., (1998), Business Models for Electronic Markets, *Electronic Markets*, 8,2.

Van der Mulen R., (2014), Gartner Debunks Five of the Biggest Data Myths, Press release, Analysts to Discuss the Impact of Big Data at the Gartner Business Intelligence & Analytics , <http://www.gartner.com/newsroom/id/2854917>

Verstraete T., Kremer F. et Jouison-Laffite E, (2012), Le business model: une théorie pour des pratiques, *Entreprendre et innover*, 7-26.

Volle P., Peelen E., Jallat F. et Stevens E, (2009), *Gestion de la relation client*, 3ème édition, Pearson Education France, Chapitre 1 L'analyse des relations entre client et fournisseur.

Vossen, G. (2014). Big data as the new enabler in business and other intelligence. *Vietnam Journal of Computer Science*, 1, 1, 3–14.

Webster F-E., (1992), The Changing Role of Marketing in the Corporation, *Journal of Marketing*, 56, 4, 1-17.

Wernerfelt B., (1984), A Resource-Based View of the Firm, *Strategic Management Journal*, 5, 2, 171-180.

Weill P. et Vitale M-R., (2001), *Place to space: Migrating to eBusiness Models*, Harvard Business School Press, Boston

Weill P., Malone T-W. et Appel T. G. (2011), The Business Models investors prefer. *MIT Sloan Management Review*, 52, 17–19.

Wirtz B-W., Pistoia A., Ullrich S. et Götzel V, (2016), Business models: Origin, development and future research perspectives. *Long Range Planning*, 49, 36–54.

Yin R-K., (2009), *Case Study Research Design and Methods*, Fourth Edition, SAGE Publications

Yunus M., Moingeon, B., et Lehmann-Ortega L. (2010), Building social business models: Lessons from the Grameen experience. *Long Range Planning*, 43, 308–325.

Zott C., Amit R. et Massa L, (2011), The Business Model: Recent Developments and Future Research, *Journal of management*, 37, 4, 1019–1042

Vidéo 1 de C Bénavent sur le Big Data :

<https://www.youtube.com/watch?v=ptWem4C318Y>

ANNEXES:

Annexe 1: Communication présentée pour la 15ème journée du Marketing Digital

Titre : Modèles d'affaires du *Big Data*: de la pertinence de la typologie proposée par Bénavent (2014)

Noms Auteurs : Soumaya BOUAFIA, Jacques JAUSSAUD

Soumaya BOUAFIA est doctorante en sciences de gestion à l'université de Pau et des Pays de l'Adour, Ecole doctorale Sciences Sociales et Humanités (ED481), laboratoire CREG (EA4580), soumaya.bouafia@univ-pau.fr.

Jacques JAUSSAUD est professeur en sciences de gestion à l'université de Pau et des Pays de l'Adour, et directeur du Centre de Recherche et d'Etudes en Gestion (CREG-EA4580)

Résumé:

Le développement spectaculaire du Big Data se fait de manière très différente selon les entreprises et selon les projets, ce dont rend compte la typologie proposée par Bénavent (2014). Cette typologie distingue 4 types de modèles d'affaires des projets Big Data, les modèles (1) de la connaissance, (2) de l'empowerment, (3) de l'automatisation et (4) des services. A partir d'un examen minutieux de 45 projets Big Data, nous tentons dans cette contribution d'éprouver la pertinence de la typologie proposée.

Mots Clé: *Big Data, Typologies de Modèles d'affaires, Empowerment, Connaissance, Automatisation, Services.*

Abstract :

The strong development of Big Data is made differently across companies and depending on the projects, which is reflected in the typology proposed by Bénavent (2014). This typology distinguishes 4 types of Big Data projects, (1) the knowledge model, (2) the empowerment model, (3) automation and (4) services. From a scrutiny of 45 Big Data projects, we try in this paper to assess the relevance of this typology.

Key words : *Big Data, Business Models, Empowerment, Knowledge, Automation, Services.*

Introduction :

La nouvelle société digitale se caractérise par un environnement complexe et difficile à gérer : consommateurs imprévisibles, besoin de réponse en temps réel, législation contraignante mais incomplète et instable, concurrence amplifiée. Etant en relation directe avec les marchés, l'activité du marketing devient la cible première de nombreux questionnements quant à son rôle face à cette digitalisation (Manceau, 2013)

Dans un numéro spécial de la revue *Décision Marketing* (n°72, 2013), diverses questions liées aux nouveaux défis du marketing sont soulevées par de nombreux auteurs. Ces derniers traitent des nouveaux enjeux de la discipline dans ce contexte bouleversé par le numérique (Salerno et al, 2013). Parmi les différents sujets abordés, on retrouve l'idée d'un marketing moins centralisé, qui implique différents types d'acteurs internes et surtout externes à l'organisation. Se dégage en outre un large consensus sur la nécessité de réfléchir aux nouveaux modes d'organisation, adaptés à ces nouveaux besoins de la société, au facteur temps réduit et à l'accélération des mutations suscités par le développement de ces nouvelles technologies.

Leeflang et al, (2014) présente par ailleurs les nouveaux défis que doit considérer le marketing dans l'ère du Digital. Ce dernier se base sur les résultats d'une enquête menée auprès de 777 responsables marketing à l'échelle internationale. Les auteurs ont étudié les attentes des marketeurs en termes d'opportunités et de développements liés à ce nouvel environnement digital. Ils ont aussi identifié les solutions mises en place ou envisagées par les entreprises pour répondre à ces défis. En conclusion, ils attirent notre attention sur les défis

majeurs à relever, tant en termes académiques que professionnels, selon les quatre dimensions suivantes :

1. *l'usage des données et de la connaissance client afin de faire face à la concurrence ;*
2. *le pouvoir menaçant des réseaux sociaux sur les marques et la relation client ;*
3. *l'omniprésence des nouvelles mesures statistiques issues du digital et leur impact sur l'évaluation de l'efficacité des activités du marketing (digital); et*
4. *le manque croissant d'analystes pointus dans les entreprises.*

Pour ces auteurs, la donnée constitue une ressource majeure et commune à trois de ces grands axes : la connaissance client, la mesure statistique, et le manque de talents.

Dans le contexte actuel, parler de données revient à faire référence au phénomène croissant du *Big Data*, ou des méga-données⁶. De nombreux auteurs soulignent l'importance des transformations organisationnelles qu'implique ce phénomène pour les entreprises.

L'expression *Big Data* désigne une inflation des données accentuée par l'introduction de nouveaux terminaux mobiles performants (Tablettes, Smartphones, objets connectés). Elle résulte aussi de la démocratisation des solutions informatiques en termes de capacités de stockage et d'outils d'analyse. Le *Big Data* est souvent illustré par des chiffres dont l'ordre de grandeur est de plus en plus démesuré. A titre d'exemple, en 2011, le *Mckinsey Global Institute* évoque le potentiel d'un marché de 250 Milliards d'euros pour l'administration publique en Europe. Celui-ci est estimé à 300 Milliards de dollars, pour le secteur de la santé aux Etats-Unis (Bughin et al, 2011).

Par ailleurs, une enquête menée auprès de 302 entreprises par le Cabinet Gartner, estime que parmi les répondants, 73% investissent déjà, ou planifient d'investir dans des solutions de méga-données. Ces mêmes entreprises déclarent que leur plus grand défi sera de trouver comment générer de la valeur à partir de ces grandes masses de données (Van der Melun, 2014).

⁶ Méga-données est l'équivalent du terme *Big Data*, dans la langue française, et recommandée par la Commission Générale de Terminologie et de Néologie (CGTN)

Aujourd'hui, le concept des méga-données suscite de nombreuses questions sur son exploitation. L'abondance des solutions techniques relatives au *Big Data* est soulignée par de nombreux auteurs, tout autant qu'est relevé le besoin de développer de nouveaux modèles orientés par la valeur et l'apport de ces données (Davenport, 2014 ; Bénavent, 2014; Vossen, 2013 ; Brynjolfsson, 2011 ; Bughin, 2011).

Développer le *Big Data* dans son entreprise renvoie notamment à la question de l'adoption d'une nouvelle technologie (Bénavent, 2014). Cette question est amplifiée par l'aspect expérimental du phénomène. Dans son ouvrage dédié au *Big Data*, Davenport (2014) souligne que 41% des entreprises n'ont pas de stratégie claire en matière de *Big Data*. Il soulève également un certain nombre de questions, en particulier les suivantes : « *Les grandes données doivent-elles être dirigées vers des personnes ou des machines ? Les données les plus importantes concernent-elles les clients ou les opérations ?* ».

Les réponses diffèrent sans doute selon le type de projet *Big Data* développé par l'entreprise. A cet égard, comment caractériser son projet *Big Data* ? Quelle orientation lui donner ? Nous souhaitons dans cet article contribuer à apporter des réponses sur les formes possibles de l'insertion du *Big Data* dans l'organisation. Pour cela, nous nous appuyons sur une typologie de modèles proposée par Bénavent dans une de ses récentes publications (Bénavent, 2014). Nous voulons en particulier éprouver cette typologie sur la base d'un échantillon conséquent de projets *Big Data* que nous avons pu étudier.

Dans un premier temps, nous allons revenir sur quelques définitions du *Big Data*, puis présentons la typologie des modèles *Big Data* proposée par Bénavent (2014). Nous présentons ensuite notre étude empirique à partir de la construction d'une base de données dans laquelle nous tentons de classer avec soin les projets *Big Data* identifiés selon le modèle approprié dans la typologie de Bénavent (2014). Une telle démarche, nous permet d'éprouver la pertinence de cette typologie. Il nous sera ainsi possible d'apprécier comment peut s'utiliser cette typologie dans la définition d'un projet *Big Data*.

Quelques définitions relatives au *Big Data* :

Dans une note de recherche sur le management des données, Laney (2001) caractérise le *Big Data*, par le sigle, souvent repris ensuite, des 3V : Volume, Variété et Vitesse (Laney, 2001,

2012). Il faut rappeler qu'alors la technologie la plus répandue était celle du *e-commerce*, qui constitue selon l'auteur la source première de l'explosion des données.

L'environnement du *Big Data* a beaucoup évolué depuis, avec l'arrivée sur le marché de nouvelles solutions matérielles et logicielles. L'explosion des données n'est plus le résultat du *e-commerce* à lui seul. Les nouvelles technologies introduisent de nouveaux concepts, donnant naissance à des dimensions supplémentaires au *Big Data*, tels que la Véracité, la Valeur, la Variabilité, la Visualisation, etc., et ce même si la description par les 3V reste la plus déployée.

L'aspect volumétrique du *Big Data* fait communément référence à la quantité de données, mais aussi aux solutions disponibles permettant de les gérer. Le rythme célèbre auquel ces données sont générées est appelé *Vélocité* ; c'est une source de différenciation très prisée par les entreprises : répondre en temps-réel à ses clients peut générer un réel avantage concurrentiel. Concernant la *Variété*, c'est le résultat de l'importante diversité des formats de données récoltées depuis les différentes sources que sont les ordinateurs, les tablettes, les *smartphones*, ou autres objets connectés. La difficulté pour les entreprises est de parvenir à mettre en cohérence des données non-structurées et des données structurées (Brynjolfsson et McAfee, 2012). Elles se trouvent en ce sens confrontées à des problèmes différents de ceux qu'implique la gestion des bases de données classiques.

Davenport et al (2012) décrivent trois principaux points permettant de différencier le phénomène du *Big Data* des concepts classiques de la gestion et l'analyse des données. Le premier est que l'on a à faire à des flux continus de données, et non à des données statiques stockées. Cela permet d'améliorer les prévisions, mais requiert de réduire de manière significative le temps de traitement des données volumineuses. Une telle approche renvoie aux deux dimensions volume et vélocité des méga-données. Il convient selon ces auteurs d'adopter une approche qui permet d'analyser, de décider et d'agir rapidement et en continu sur l'environnement du *Big Data*.

Le deuxième point de différenciation concerne les besoins en ressources humaines. Le *Big Data* nécessite de nouveaux types de profils, adaptés à un nouveau métier, celui des *data scientists*, ou scientifiques des données. Le rôle de ces derniers est transverse, pluridisciplinaire : il s'agit pour eux de maîtriser plusieurs champs de connaissances à la fois,

dans l'informatique *Big Data*, dans l'analyse de données, ainsi que de solides connaissances sur les différents métiers de la gestion de l'entreprise.

Enfin, le troisième point selon Davenport et al (2012) est relatif au rôle des technologies, et à la nature de leur relation avec l'organisation. Ils annoncent de profonds changements dans l'organisation des métiers de l'informatique pour les adapter au contexte du *Big Data*. Ils parlent d'une nouvelle génération de systèmes et de processus, dont la conception est orientée vers la mise à disposition de l'information, et non la seule automatisation des activités.

Pour sa part, Bénavent (2014) aborde le *Big Data* sous l'angle de la question de l'adoption des technologies par les organisations, en mobilisant l'approche de Ciborra et Lanzana (1999). Selon lui, cette approche stipule que la technique requiert des adaptations de l'organisation, voire la conception de nouveaux types d'organisations. Afin de mieux comprendre les types d'adaptations possibles pour le *Big Data*, Bénavent (2014) considère dans un premier temps l'aspect technique du phénomène, pour traiter ensuite les différents modèles de son usage d'un point de vue *business*.

Concernant l'aspect technique, l'auteur décrit les processus de traitement des données, depuis leur obtention, jusqu'à leur distribution. La phase de collecte des données du *Big Data* se caractérise par la généralisation des capteurs, qui ne se limitent plus à certaines activités propres aux plates-formes des réseaux sociaux. Vient ensuite le stockage de ces données, dont le volume se mesure aujourd'hui en pétaoctet (10^{15}); il est rendu possible grâce à la démocratisation des solutions de stockage, et des serveurs distribués, de plus en plus intégrés dans les systèmes d'informations des entreprises. Enfin, ces volumes de données sont traités (tri, filtrage, suppression, etc.) afin d'être intégrés dans des systèmes de différentes finalités. Ces manipulations minimisent les diverses erreurs issues des phases de captures des données. L'auteur attire notre attention sur la notion de valeur des données, qui finalement se manifeste dès les premières étapes de leur capture, et non *a posteriori*.

Concernant l'aspect d'utilisation de ces données, Bénavent (2014) propose une grille de quatre modèles d'affaires différents.

La typologie des 4 modèles du *Big Data*

La typologie proposée par Bénavent (2014), est de quatre modèles relatifs à la manière dont sont exploitées les données issues des différentes étapes de leur traitement. Ces modèles sont

nommés comme suit : le modèle du *Knowledge* ou de la connaissance, le modèle de l'automatisation, le modèle de *l'Empowerment*, et enfin le modèle des services par les données ou des plateformes. Chacun de ces modèles mobilise des capacités distinctes et présente des limites ou des avantages spécifiques.

Modèle du *Knowledge* ou de la connaissance :

Le premier modèle, celui de la connaissance, se distingue par la disponibilité de grands volumes de données, beaucoup plus fines, permettant des analyses beaucoup plus précises, parfois impossibles par le passé. Le traitement de celles-ci requiert des profils de *data scientist* qui vont réaliser des études permettant l'élaboration de nouvelles stratégies.

La richesse de ce modèle n'est pas simplement liée au volume des données, mais au niveau de précision et à la finesse apportés par celles-ci. En effet pour la plupart des études statistiques, accroître la taille d'échantillons qui étaient déjà importants ne constitue pas un plus déterminant. Ce qu'apporte le *Big Data*, ce sont des données beaucoup plus riches. A cet effet l'auteur rapproche ce modèle de la connaissance de celui des études classiques, qui se trouvent enrichies par les données du *Big Data*.

Enfin, en termes d'innovation ce modèle du *Knowledge* n'apporte pas de changements majeurs, il s'inscrit dans une logique d'amélioration des processus existants. Ainsi, les bénéfices espérés dans ce contexte restent limités. Il s'agit alors de trouver de nouvelles façons de réaliser des études pour en tirer de meilleurs profits. A ce propos, l'auteur évoque l'idée d'un *Big Data* qui prend la forme d'une *start-up* interne au sein de l'organisation et d'un modèle qui « *permet de vendre des données transformées, affinées, mais encore trop statiques* ».

C'est le cas de l'opérateur télécom SFR, qui vend ses données à d'autres entreprises. En effet, SFR exploite la masse de données géo-localisées récupérées par ses infrastructures (les antennes relais), et traitées (agrégées, consolidées et croisées), en vue de les commercialiser à différents types de clients. Ces derniers peuvent être dans le secteur des transports. Dans ce cas, l'exploitation des données permet par exemple d'identifier en temps réel les taux de fréquentation des lignes du métro parisien ou des grandes gares.

En termes d'organisation, le projet de SFR n'a pas exigé une refonte particulière dans l'organisation de l'entreprise, si ce n'est le montage d'une équipe interne d'analystes dédiées,

et le rajout de solutions techniques tel que *Hadoop*. Il faut cependant, souligner que cela est rendu possible grâce à l'abondance de données beaucoup plus fines, et par la nature même de l'activité de l'entreprise (Jaouën, 2013 ; Bénavent, 2014).

Modèle de l'automatisation :

Le deuxième modèle illustré par l'auteur est celui de l'automatisation. Le *Big Data* permet dans ce cas d'automatiser des domaines autres que ceux plus classiques de la production. Dans ce cas, les informations ne sont pas transmises à des agents humains, elles sont directement transformées en actions ou en décisions par des algorithmes d'apprentissage (*machine learning*), et non d'algorithmes statistiques. L'auteur (Bénavent, 2014-b) définit le *Big Data* ici comme « *une machine à produire de la micro-décision, des milliers de micro-décisions* ».

Ce modèle d'automatisation est très prisé par certaines entreprises du secteur de la banque ou encore des télécommunications, mais également d'entreprise variées dont les services sont automatisables, notamment en matière de relation client. Ce type de démarche s'inscrit dans une optique de réduction des coûts et de réalisation de gains de productivité.

Ce modèle impose d'importantes capacités technologiques. L'auteur parle d'un : « *univers technologique bien défini, un choix de système, de langage, de méthodes qui peuvent être partagés* ». Pour cela, des compétences en développement ou telles que celles des ingénieurs spécialistes du *machine learning* sont nécessaires pour la mise en place de ces systèmes.

L'exemple d'usage le plus répandu de ce modèle est, dans le marché publicitaire, celui du RTB (*Real Time Bidding*). Il s'agit dans ce cas de figure d'automatiser les processus d'allocation des espaces publicitaires en ligne, à savoir allouer des espaces publicitaires à un annonceur sur une page web, et en fixer le prix. Ces opérations sont totalement gérées par un algorithme de *machine learning*, en temps réel, et remplacent totalement les métiers humains de média-planneur.

Modèle de l'Empowerment :

Le troisième modèle d'usage du *Big Data* proposé par Bénavent (2014) est celui de l'*Empowerment*, en ce qu'il vise à renforcer les capacités de prise de décision d'acteurs

donnés. Dans ce schéma, les données traitées sont rapidement diffusées, de manière personnalisée, à une multitude d'acteurs. L'information est restituée selon les usages et les fonctions de chacun de ces acteurs, afin de leur apporter une assistance, et d'améliorer leur prise de décision. Des tableaux de bord individuels sont construits, puis alimentés très rapidement par des données très fines selon la variété des utilisateurs. Les exemples d'application sont variés, tels que le support à la vente, ou par exemple le suivi des campagnes électorales.

Le gain apporté par ce modèle dépend de la capacité des individus à exploiter et interpréter les informations qui leurs sont transmises. Des difficultés peuvent survenir, rendant nécessaires des processus d'apprentissage. La réussite de ce modèle de l'*empowerment* dépend fortement de la capacité des utilisateurs à donner du sens aux informations qui leurs sont communiquées. Encore faut-il savoir à cet égard déployer des indicateurs appropriés.

Outre les questions de *sensemaking* que ce modèle suscite du côté des utilisateurs, il pose également problème du point de vue de la gestion de la motivation des employés. En effet dans ce contexte de l'*empowerment*, la présence de systèmes de récompense indexées sur les données générées par le *Big Data*, par exemple la notation par les clients, risque d'altérer l'intégrité des salariés : l'auteur parle de « *perte de civilité organisationnelle, réduction du stewardship, évanouissement de toute bienveillance* ». Bénavent (2014) préconise donc que ce type de modèle requiert de redonner le pouvoir de décision à l'humain sur la base de l'information qui lui est apportée par le *Big Data*.

L'auteur illustre ce modèle de l'*Empowerment* par le cas du groupe de prêt à porter britannique Burberry. Ce dernier équipe ses vendeurs en magasins de tablettes alimentées en permanence par des données clients récupérées sur les réseaux sociaux. Cela permet d'améliorer les processus de vente, ainsi que la qualité des services apportés.

Modèle des services par les données (les plateformes) :

Ce quatrième et dernier modèle de la typologie est le plus innovant. Il s'agit de créer de nouveaux produits ou services à partir des méga-données. Selon Bénavent (2014) c'est ce modèle qui sera le plus appelé à se développer dans le futur et à déstabiliser les modèles économiques et sociétaux existants.

Ce modèle réunit deux types d'applications. Le premier s'inscrit dans un mode de prescriptions fournies de manière proactive aux clients, à partir des nombreuses données recueillies sur eux. On peut citer ici, l'exemple du *Coaching* et des bracelets de *fitness*. Le second est lié à la consommation collaborative. Par « consommation collaborative » on désigne l'usage d'un bien ou d'un service augmenté par le partage, l'échange, la vente ou la location. Cette optimisation de l'usage est une réponse à la sous-utilisation supposée de ces biens ou services. Uber, Airbnb, Blablacar, et bien d'autres rendent possible ce partage en favorisant, par leurs applications en ligne, la rencontre des offres et de demandes. Ce second type d'application est celui qui est le plus ambitieux.

Au total, l'attrait des plateformes collaboratives réside dans la mobilisation de ressources peu-exploitées, et qui, de ce fait, ne nécessitent pas de capital. Elles consistent à déployer des dispositifs d'appariement d'offres et de demandes très diversifiées. Tout cela est rendu possible par des mécanismes de traitement de données continus, avec des temps de réponse proches du temps réel.

Ce modèle des services par les données permet une diversité d'applications sans précédent, et se développe dans des marchés à plusieurs facettes ou *multiside market* (Bénavent, 2014 ; Rochet et Tirole, 2006). Dans ce contexte, la préoccupation première de ce modèle des plateformes est alors de veiller au maintien de la valeur apportée par l'ensemble des collaborateurs. Pour illustrer de quel type de valeur il s'agit, l'auteur cite l'exemple des sites de rencontre où il est essentiel de contrôler le comportement des individus, et les sites de covoiturage où il faut rassurer les passagers potentiels sur les automobilistes se proposant de les prendre en charge.

La réussite d'un tel modèle ne se limite pas à des solutions technologiques ou économiques, elle fait aussi appel à des solutions d'ordre politique. Ces solutions sont déployées afin de maintenir l'ordre au sein des communautés constituées autour de ces plateformes. L'auteur souligne l'importance de définir des règles claires (il parle dans ce cas de « *policies* »), mais aussi de construire des algorithmes générateurs de confiance (Bénavent, 2014 ; Thaler et Sunstein, 2010) Enfin, en termes de ressources humaines, ce modèle des services fait appel à une multitude d'acteurs relevant notamment des fonctions juridiques, statistiques, et informatiques.

Nous souhaitons, dans la suite de cet article, éprouver la pertinence de cette typologie séduisante, à partir de l'identification d'un nombre de cas relativement important, que nous tenterons de classer dans l'un ou l'autre des quatre modèles proposés.

Méthode retenue pour notre étude empirique :

Afin d'éprouver la pertinence de la typologie proposée par Bénavent (2014), nous avons regroupé les principales caractéristiques de chacun des quatre modèles dans le tableau 1. En effet, à la lecture de Bénavent (2014) on voit que chacun des modèles se distingue du point de vue de (1) sa finalité, (2) des compétences mobilisées, et (3) de l'adaptation de l'organisation.

| Modèle | Finalité | Compétences requises | Transformation de l'organisation |
|-----------------------|--|--|---|
| Connaissance | Amélioration des études | Data_scientist | Non |
| Automatisation | Gain de productivité, réduction de coûts | Ingénieurs_spécialistes | Non |
| Empowerment | Renseignement, aide à la décision | Ingénieurs_spécialistes, Marketeurs | Oui |
| Services | Création de services, consommation collaborative | Diversifiées | Oui |

Tableau 26: Typologie des modèles d'affaires du *Big Data*, d'après Bénavent (2014)

Enfin, Bénavent (2014) note que les compétences mobilisées varient d'un modèle à l'autre, ainsi que les objectifs et les enjeux, puisqu'ils ne portent pas sur les mêmes finalités. Il souligne également qu'une telle démarche de classification permet de souligner qu'il n'existe pas une configuration unique de *Big Data*.

Notre méthode repose par ailleurs sur l'identification d'un certain nombre de projets d'envergure, 45 précisément dans le cadre de cette recherche. Nous avons réuni sur ces différents projets un ensemble d'informations à partir de sources diverses. Nous avons tenté de comprendre pour chacun de ces projets quelles données sont collectées ou produites, quels usages en sont faits, quelles stratégies sont à retenir, et quelles tendances semblent se dessiner. Cela nous a permis *in fine* de caractériser chaque projet selon les trois variables fondamentales rappelées ci-dessus (tableau 1), différenciant les types de modèles identifiés par Bénavent (2014). Nous avons par ailleurs jugé utile de rajouter d'autres variables pour caractériser ces projets, qui nous paraissaient comme susceptibles d'aider à les différencier. Il s'agit du type d'intervention humaine, selon qu'il s'agit d'acteurs internes ou externes, et du mode de génération de valeur par le projet, selon qu'il est plutôt de type « réduction de coûts », « transaction », « commissions » ou « publicité ».

Pour construire notre base de données, nous avons procédé dans un premier temps à identifier les modalités possibles des trois variables clés rappelées dans le tableau 1, qui sont à la base de la typologie des modèles du *Big Data* de Bénavent (2014) présentée dans la section précédente. Il s'agissait donc de choisir, dans une logique de codification, les modalités permettant de préciser la finalité du projet, les compétences mobilisées, et l'adaptation de l'organisation.

Les variables de codification

La finalité : Nous avons vu que l'objectif de l'utilisation des données diffère d'un modèle à un autre. Cela peut être l'amélioration des études dans le cas du modèle de la connaissance, ou la réduction des coûts et l'amélioration des gains de productivité dans le cas du modèle de l'automatisation. Dans le modèle de l'*empowerment*, l'objectif est de renseigner les utilisateurs et d'améliorer leurs décisions. Enfin, les finalités d'usage dans le modèle des plateformes sont la création de service, et la consommation collaborative. Par conséquent, nous décidons d'affecter à la variable « finalité » les six modalités suivantes : *amélioration_études*, *gain_productivité*, *renseignement*, *aide_décision*, *création_services*, *consommation_collaborative*.

Les compétences : Ce sont les différents types de profils mobilisés pour chacun des projets *Big Data*. Ces profils diffèrent selon le type de projet, plus précisément selon les modalités de la variable précédente, la finalité. Ainsi, dans un projet dont la finalité est d'apporter plus de

connaissance, on retrouve une dominante de profils de *data-scientist*, ou d'analystes chevronés des méga-données dans leur domaine d'utilisation. Un projet dont la finalité est de créer des services nécessite des profils variés, de juristes, d'analystes, et d'informaticiens, etc. Par ailleurs, les projets qui s'inscrivent dans des modèles d'automatisation ou d'*empowerment* mobilisent des profils surtout techniques, tels que les développeurs et les ingénieurs en systèmes d'information.

L'organisation : Certains projets *Big Data* exigent de revoir l'organisation de l'entreprise, d'autres s'ajoutent et s'intègrent à l'organisation existante, sans besoin de réforme majeure. Ainsi, dans la typologie des quatre modèles de Bénavent (2014), celui de la connaissance, ou celui de l'automatisation n'engendre pas des changements considérables, si ce n'est une amélioration incrémentale des processus existants. Tandis que des modèles comme celui de l'*empowerment* ou des plateformes, contribuent à la transformation d'un point de vue organisation du travail et usages. Concernant cette variable, elle peut donc prendre deux modalités : « transformation_organisation » ou « pas de transformation ».

L'examen de la combinaison des différentes variables précédentes pour chacun des projets nous permet de déterminer à quel type il doit être affecté : c'est la variable **Modèle au sens Ch. Bénavent (tableau 2)**.

Enfin, comme indiqué précédemment, nous avons rajouté d'autres variables nous semblant pertinentes pour enrichir la typologie des modèles. Il s'agit des variables **Type d'intervention humaine, Business model-entreprise et Business model-projet**.

Type d'intervention humaine. Celle-ci est relative à l'usage des données transformées dans chacun des quatre modèles, elle correspond aux modalités suivantes : *usagers_internes* dans le cas où le *Big Data* est principalement destiné au personnel de l'entreprise, et *usagers_externe* si le *Big Data* est destiné surtout à des clients externes, comme c'est le cas pour le modèle des services par les données. Il existe deux modalités pour cette variable. On suppose que dans les modèles de type connaissance ou automatisation, les usagers sont surtout internes. Pour les modèles des plateformes et de l'*empowerment*, les usagers sont surtout externes.

Business model-entreprise: cette variable indique comment l'activité de base de l'entreprise crée de la valeur; elle peut prendre, nous l'avons vu, quatre modalités : Pub, transaction, commission, ou réduction des coûts.

Business model-projet: de même que la variable précédente, cette variable indique comment le projet *Big Data* de l'entreprise crée de la valeur, et si son *business model* rejoint celui de l'entreprise. Elle prend quatre modalités aussi : Pub, transaction, commission, ou réduction des coûts.

Par ailleurs, nous avons défini un certain nombre de variables d'identification et de description du projet, telles que sa dimension (échelle locale ou globale), son année de mise en œuvre, un bref descriptif du projet lui-même, et son apport à l'activité de l'entreprise. Nous avons également renseigné les variables nom de l'entreprise, secteur d'activité, le pays d'origine de l'entreprise et celui du projet.

Concernant le choix des projets, nous avons travaillé à identifier des projets *Big Data*, déployés ou en cours de déploiement, dans des organisations issues de tous types de secteurs d'activité. Notre recherche couvre plusieurs pays, la France et les Etats-Unis principalement, mais aussi des pays d'Asie, le Japon et la Chine pour l'essentiel, ainsi que le Royaume-Uni. Notre échantillon offre une large variété de projets *Big Data*, respectant à la fois les critères de diversité et de saturation attendus dans ce type de recherche qualitative (Symon & Cassel, 2012).

Nos sources de données sont variées. Il s'agit principalement des revues professionnelles, de divers sites web, de divers blogs, ainsi que des livres ou des articles académiques. Nous avons recoupé autant que peut se faire ces différentes sources pour chacun des projets, de façon à s'assurer de la fiabilité de l'information que nous retenions, en évitant les biais liés à telle ou telle source, et afin d'acquérir une compréhension plus solide de chaque projet.

Analyse des résultats : de la pertinence de la typologie proposée

Sur les 45 cas enregistrés dans notre base de données, nous avons pu classer sans grande difficulté les différents projets *Big Data* selon chacun des modèles de la typologie proposée par Bénavent (2014). Nous avons ainsi répertorié 11 projets de type Connaissance/*Knowledge*, 18 projets de type *Empowerment*, 6 projets de type automatisation, et enfin 10 projets du modèle des services par les données. Le tableau 2 regroupe l'ensemble des cas étudiés et classés par nos soins selon la typologie proposée par Bénavent (2014).

Tableau 27 Base de données des projets et entreprises Big Data classés par nos soins selon la typologie de Bénavent (2014)

| Nom Entreprise/Projet | Compétence/Ressources | Transformation_Orga | Finalité | Modèle au sens Ch. Bénavent |
|--|-------------------------|-----------------------|----------------------------|-----------------------------|
| SFR | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| Orange "Sauvons les LiveBox" | Ingénieurs_spécialistes | Pas de transformation | Renseignement | Empowerment |
| AT&T "Tower Outage Analyzer" | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Renseignement | Empowerment |
| Darty | Ingénieurs_spécialistes | Pas de transformation | Renseignement | Empowerment |
| Le parisien | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| SNCF "Tranquilien" | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Création_services | Service |
| Campagne électorale 2012 du président Obama | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Renseignement | Empowerment |
| Tesco | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| Citigroup | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| Sears Holding - "Shop your Way Rewards loyalty program" | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| Fnac | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| Indy Race 500 McLaren | Ingénieurs_spécialistes | Pas de transformation | Aide_décision | Empowerment |
| Le Tour de France | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Renseignement | Empowerment |
| Bank of America | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| BMW | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Renseignement | Empowerment |
| PSA | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| Accor Hotels - "Smart marketing automated recommendation tool" | Ingénieurs_spécialistes | Pas de transformation | Gain_Productivité | Automatisation |
| M6 | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| Airbus | Ingénieurs_spécialistes | Pas de transformation | Renseignement | Empowerment |
| Boeing | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Renseignement | Empowerment |
| Pratt & Whitney | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| Tesla | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| Toyota "Big Data Trafic Information Service " | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Renseignement | Empowerment |
| Ford "Inventory Management System" | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Renseignement | Empowerment |
| DOMINO'S PIZZA | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Renseignement | Empowerment |
| Randstad | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Gain_Productivité | Automatisation |
| Monster "See More" | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Réduction_coûts | Automatisation |
| Dickeys Barbecue Pit "Smoke Stack" | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| Nissan "NCD" | Data_scientist | Transformation_Orga | Amélioration_études | Connaissance |
| UPS "ORION "On Road Integrated Optimisation & Navigation optimisation" | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| Netflix | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Création_services | Service |
| Amazon | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Automatisation |
| Linkedin | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Automatisation |
| Rolls Royce | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Aide_décision | Empowerment |
| Acxiom | Data_scientist | Pas de transformation | Amélioration_études | Connaissance |
| Uber (1) | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Service |
| Uber (2) | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Service |
| Didi Kuaidi | Diversifiées | Transformation_Orga | Création_services | Service |
| TaskRabbit | Diversifiées | Transformation_Orga | Consommation_collaborative | Service |
| Airbnb | Diversifiées | Transformation_Orga | Consommation_collaborative | Service |
| Blablacar | Diversifiées | Transformation_Orga | Consommation_collaborative | Service |
| Postmates | Diversifiées | Transformation_Orga | Consommation_collaborative | Service |

| | | | | |
|-------------|-------------------------|---------------------|----------------------------|----------------|
| Meetic | Diversifiées | Transformation_Orga | Consommation_collaborative | Service |
| Deezer | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Gain_Productivité | Automatisation |
| Bayesimpact | Ingénieurs_spécialistes | Transformation_Orga | Aide_décision | Empowerment |

Pour ce qui concerne les projets que nous avons classés dans le modèle de la connaissance, prenons l'exemple de « Tesco ». Ce grand groupe britannique de distribution est un pionnier dans l'usage du *Big Data*. Il parvient à affiner ses études marketing et créer ainsi de nouvelles catégories de produits. Dans le cas de Tesco, l'usage du *Big Data* n'a pas engendré de transformation particulière de l'organisation. Tout au plus l'entreprise a elle procédé à l'acquisition de son prestataire, « Dunhumby », spécialisé dans le traitement des données massives, devenue filiale du groupe.

Dans ce cas de figure, les premiers usages du *Big Data* chez Tesco sont destinés à améliorer la connaissance client, et à affiner les segments existants. D'autres usages se sont développés ensuite tels que de l'analyse prédictive, afin d'optimiser la gestion des stocks de l'enseigne.

Le modèle de la connaissance nécessite respectivement la combinaison des valeurs suivantes : « amélioration_études », « data_scientists » et « pas de transformation » respectivement pour les variables « finalité », « compétences_mobilisées » et « transformation de l'organisation ». Dans le cas de Tesco, (1) la finalité est celle de l'amélioration des études qui rejoint l'objectif d'affiner sa connaissance client, (2) en termes de transformation, il n'y a pas changements particuliers de l'organisation, et concernant (3) les compétences mobilisées, celles des *data-scientists* sont concentrées dans la filiale Dunhumby, spécialisée dans le traitement et l'analyse des données. Nous avons donc classé ce projet dans le modèle de la connaissance.

Concernant le modèle de l'automatisation par les données, on peut revenir sur le projet « *Smart marketing automated recommendation tool* » d'Accord Hôtels. L'objectif du groupe est d'augmenter le taux de fréquentation de ses hôtels, et d'améliorer son chiffre d'affaires.

Pour le déploiement de cette solution, Accor a d'abord entrepris une démarche d'unification de ses données clients à travers le monde (50 millions clients) sur une même base de données. Le but de cette première étape est de créer un référentiel unique (un MDM⁷) des données issues de

⁷ MDM pour *master data management* ou **gestion des données de référence**. C'est dans le vocabulaire des technologies de l'information une démarche visant à construire et maintenir une base unifiée des données référentielles au sein d'un système d'information, quelque soient les canaux de collecte ou de diffusion des données (réseaux informatiques, *smartphones*, ou autres), et, par exemple, les zones géographiques de production ou d'utilisation des données considérées Bonnet (2009).

ses multiples points de contact (Système d'information du groupe, application mobile, sites web, etc.). Il est ensuite question d'automatiser le traitement de ces informations par un moteur de recommandation. Ce dernier va permettre de proposer, en temps réel, des offres ciblées et hautement personnalisées aux clients adhérents.

Le modèle de l'automatisation requiert les modalités de «réduction_coûts» ou «gain_productivité» pour la variable «finalité». Dans le cas du groupe Accor, l'usage du *Big Data* permet de réaliser des gains de productivité. Cela se traduit par exemple par les chiffres suivants «140 millions de recommandations en 2014, augmentant de 50 % le taux de clics sur le web, de 100 % le taux d'achat de nuitées et de 200 % le chiffre d'affaires pour les bannières personnalisées» annonce Amélie Hameau, responsable du projet chez Accor, comme le rapporte Rhida Loukil (<http://www.usine-digitale.fr/editorial/accor-personnalise-ses-services.>).

En termes de compétences, le modèle d'automatisation, fait appel à des profils techniques spécialistes dans les systèmes d'informations ou le développement, ce qui renvoie à la modalité «ingénieurs_spécialistes» pour la variable «compétences_mobilisées». C'est le cas du groupe Accor, pour lequel la gestion du moteur de recommandation de sa solution *Big Data* «smart» est gérée par cinq personnes de la Direction des Systèmes d'Information (DSI), et des prestataires externes. Par ailleurs la mise en place de cette plateforme intègre les systèmes informatiques existants dans l'entreprise (des solutions de *CRM Salesforce*, des applications Web développées maison (*Accor Customer Care Application - ACCA*), le système de réservation Tars, etc). En termes de transformation de l'organisation, ce projet *Big Data* s'inscrit dans une logique d'amélioration de la relation client du groupe, sans besoin de refonte particulière, en dehors des solutions informatiques mises en place. Au total, au vu des modalités retenues pour les trois variables clés que sont la finalité, les compétences mobilisées et la transformation de l'organisation, nous avons classé ce projet dans le modèle d'automatisation de la typologie en quatre modèles d'affaires proposée par Bénavent (2014).

Concernant le modèle de l'*empowerment*, considérons le projet de Dickey's Barbecue Pit, une importante chaîne de restaurants de type barbecue aux Etats-Unis. Elle met en place une solution *Big Data* appelée «Smoke Stack» dans l'objectif d'améliorer ses compétences. Cette solution se présente sous la forme d'un tableau de bord simplifié. Il s'agit d'une plateforme alimentée par

des données issues de différentes sources, telles que les 514 points de vente de la chaîne, les campagnes marketing, les programmes de fidélité, les inventaires, etc. Ces données sont analysées en permanence toutes les vingt minutes, afin de renseigner l'ensemble des employés de l'enseigne, pour par exemple les inciter à proposer prioritairement aux clients tel ou tel produit.

Ainsi l'accès à l'application « *Smoke Stack* » par le niveau stratégique de l'organisation, permet aux décideurs, à travers des réunions quotidiennes, d'agir sur des niveaux tactiques, pour l'atteinte des objectifs de ventes fixés à ses restaurants. Par exemple, si les données indiquent qu'un menu ne se vend pas bien dans un de ses établissements, une promotion spéciale sur celui-ci est communiquée par *sms* aux clients potentiels de cette zone géographique. Cela permet d'augmenter les ventes, mais aussi d'équilibrer les stocks.

Ce souhait de mieux renseigner pour aider à la prise de la décision, dans le cas Dickey's Barbecue Pit, renvoie à la finalité qu'on retrouve dans le modèle de l'*empowerment*. Par ailleurs, pour le développement technologique de cette solution *Big Data*, la chaîne mobilise une équipe de onze informaticiens, dont deux analystes dédiés, ainsi qu'une étroite collaboration avec son partenaire iOLAP.

Cependant, dans la typologie des modèles d'affaires de Bénavent (2014) le modèle de l'*empowerment* engendre une transformation de l'organisation. Or dans le cas de la chaîne de restaurants Dickey's Barbecue Pit, celle-ci n'est pas directement évoquée. La solution *Big Data* mobilisée améliore les décisions et les actions des employés, modifie les règles de pilotage des activités, sans provoquer toutefois un changement radical de l'organisation, même si bien entendu elle engendre un certain nombre de transformations dans la répartition des tâches et des modes de prises de décision. Ainsi, au regard des modalités retenues pour les variables finalité, les compétences mobilisées, et malgré l'ampleur limitée des transformations de l'organisation, nous avons classé ce projet *Smoke Stack* dans le modèle de l'*empowerment*.

Concernant enfin le quatrième modèle proposé par Bénavent (2014), le modèle des services par les données, nous pouvons citer le projet *Big Data* de l'entreprise « Taskrabit ». Il s'agit d'une application d'entraide permettant de mettre en relation des particuliers du même voisinage, pour effectuer des tâches dans le cadre de jobs ponctuels avec rémunération.

Le modèle de cette plateforme se rapproche de celui des services au sens de Bénavent (2014), car il véhicule une finalité de consommation collaborative, où c'est la communauté de l'application qui crée la valeur. On peut aussi observer que les compétences mobilisées dans ce cas de figure sont diversifiées : il s'agit en premier lieu celles des utilisateurs de la plateforme, ainsi que celles de ses fondateurs et employés internes.

Enfin, ce modèle engendre des transformations organisationnelles, dans la mesure où l'organisation du projet est intégralement construite de manière *ad'hoc*. On fait appel à une nouvelle catégorie de travailleurs, rémunérés "à la micro tâche". De même que pour Uber, on parle aussi d'un nouveau modèle d'économie "l'économie des petits boulots" ou "Gig economy".

Au total, nous n'avons pas eu de difficultés à classer les différents projets, 45 dans cette recherche, dans l'un ou l'autre des quatre modèles proposés par Bénavent (2014) dans sa typologie, sauf peut-être dans le cas du projet *Smoke Stack* de Dickey's Barbecue Pit. Le cas de ce projet suggère de reconsidérer la question de la transformation de l'organisation dans le cas du modèle d'*empowerment*, qui semble pouvoir ne pas être radicale. Mais au-delà de cette question, la typologie proposée par Bénavent (2014-b) semble bien pertinente, au moins du double point de vue de son exhaustivité et de l'exclusivité des modèles proposés. En effet, chaque projet a pu sans difficulté être classé dans un des quatre modèles, aucun projet n'aurait pu être classé indifféremment dans deux ou plus des quatre modèles, et aucun des modèles ne se retrouve sans projet, ou avec très peu de projets parmi nos 46. Bien entendu, la pertinence de cette typologie devra également s'apprécier du point de vue de son utilité, mais cette dimension dépasse le cadre restreint de cet article.

Conclusion :

A travers les questions que nous avons relevées sur le sujet du *Big Data*, nous souhaitons contribuer à apporter des réponses sur les formes possibles de son insertion dans l'organisation. Pour cela nous avons procédé à un travail empirique qui s'appuie sur une typologie de modèles proposée par Christophe Bénavent dans une de ses récentes publications (Bénavent, 2014). Il distingue quatre modèles d'affaires pour les projets *Big Data* : le modèle de la connaissance, le

modèle de l'automatisation, le modèle de *l'Empowerment*, et enfin le modèle des services par les données ou des plateformes.

Nous avons pu ainsi éprouver la pertinence de cette typologie, ou plus précisément sa cohérence, à travers la construction d'une base de données de 45 projets *Big Data*. Ce support nous a permis de constater qu'il existe effectivement un modèle d'usage approprié pour chacun de ces projets, que ce soit pour les nouvelles entreprises de type *startup*, ou pour des grandes entreprises plus traditionnelles.

Pour les organisations ayant une activité antérieure, les projets *Big Data* viennent s'ajouter à leurs activités, comme de nouveaux projets. Ces derniers s'inscrivent alors dans une optique d'amélioration spécifique aux besoins de chaque entreprise. On peut revenir sur l'exemple d'Orange, qui met en place une solution de prévention afin de réduire les coûts des dégâts sur ses *livebox* causés par les orages, ou encore Boeing qui mobilise des solutions du *Big Data* pour améliorer ses produits et créer de nouveaux services.

Pour les *startups*, au contraire, l'usage du *Big Data* est souvent au cœur même de leur activité. Ces nouveaux modèles d'entreprises provoquent, par le *Big Data*, de profondes transformations de l'organisation du travail ; elles conçoivent de nouveaux modèles économiques, comme en témoignent les cas Bayesimpact, Uber, ou Airbnb par exemple. Elles alimentent en cela de nombreux débats, en particulier sur les questions d'emploi et de polarisation des emplois (Bénavent, 2014 ; Autor, 2014 ; Jolly, 2014)

Nous concluons pour notre part à la cohérence de la typologie des modèles d'affaires proposée par Bénavent (2014) en matière de *Big Data*. En effet, chacun des 45 projets étudiés a pu être classé sans difficulté comme suivant l'un des quatre modèles (critère d'exhaustivité), et aucun projet n'aurait pu être classé selon deux des quatre modèles ou plus (critère d'exclusivité). Au-delà, aucun des quatre modèles ne se retrouve sans projet ; cela aurait jeté le doute sur sa pertinence, mais ce n'est pas le cas. Cela dit, nous l'avons souligné, pour se prononcer de manière assurée sur la pertinence de cette typologie, il conviendra d'en démontrer l'utilité, tant d'un point de vue théorique que d'un point de vue pratique, managérial. Nous consacrerons de futures contributions à cette question.

Références bibliographiques :

- (1) Autor D. et Dorn D. (2013), The growth of low skill service jobs and the polarization of the U.S. labor market, *American Economic Review*, 103, 5, 1553-1597.
- (2) Bénavent C. (2014), Big Data: no best way, *Le libellio AEGIS*, 10, 4, 5-14.
- (3) Bonnet P. (2009), *Management des données de l'entreprise, Master Data Management et modélisation sémantique*, p38, Lavoisier.
- (4) Brynjolfsson E. et McAfee A. (2012), Big Data: The management Revolution, *Harvard Business Review*.
- (5) Bughin J., Livingston J. et Marwaha S. (2011), Seizing the potential of 'Big Data', *McKinsey Quarterly*.
- (6) Ciborra C. et Lanzarra G.F. (1999) Hospitality and IT, in Ljungberg Fredrik [ed] *Informatics in the Next Millennium*, Lund (Sweden), Studentlitteratur, 161-176.
- (7) Davenport T., Barth P. et Bean R. (2012), How 'Big Data' is Different, *MIT Sloan Management Review*, 54, 1.
- (8) Davenport T. (2014), *Stratégie Big Data*, Les Editions Pearson, Paris.
- (9) Jaouën M. (2013), Le big data en action, *Stratégies*, supplément rédactionnel, 1729, 59-60.
- (10) Laney D. (2001), 3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity and Variety, *Application Delivery Strategy By Meta Group*, File 949, 1-4.
- (11) Laney D. (2012), Deja VVVu: Others Claiming Gartner's Construct for Big Data, *The Gartner Blog Network*, <http://blogs.gartner.com/doug-laney/deja-vvvue-others-claiming-gartners-volume-velocity-variety-construct-for-big-data/>
- (12) Leeflang P., Verhoef P., Dahlstôm P. et Freundt T. (2014), Challenges and solutions for marketing in a digital era, *European Management Journal*, 32, 1-12.

- (13) Manceau D. (2013), Nécessaire redéfinition du rôle du marketing face à la désintermédiation, in Salerno et al., *Décision Marketing*, 72.
- (14) Pras B. (2013), Marketing présent et avenir : une question de tempo et de synchronisation, *Décisions Marketing*, 72.
- (15) Press G. (2013), A very short history of big data, Forbes, <http://www.forbes.com/sites/gilpress/2013/05/09/a-very-short-history-of-big-data/>
- (16) Rochet J.C. et Tirole J. (2006), Two-sided markets: a progress report, *Rand Journal of Economics*, 37, 3, 645–667.
- (17) Salerno F., Bénavent C., Volle P., Manceau D., Trinquecoste J.-F., Vernet E., Tissier-Desbordes E. (2013), Eclairages sur le marketing de demain : prises de décisions, efficacité et légitimité, *Décisions Marketing*, 72, 17-42.
- (18) Symon G. et Cassel C. (2012). *Qualitative organizational research: core methods and current challenges*, Thousand Oaks: Sage.
- (19) Thaler R. H. et Sunstein C. R. (2008), *Nudge. Improving Decisions About Health, Wealth, and Happiness*, New York, Penguin Books.
- (20) Van der Mulen R. (2014), Gartner Debunks Five of the Biggest Data Myths, Press release, Analysts to Discuss the Impact of Big Data at the Gartner Business Intelligence & Analytics, <http://www.gartner.com/newsroom/id/2854917>
- (21) Vossen G. (2014), Big data as the new enabler in business and other intelligence, *Vietnam Journal of Computer Science*, 1, 1, 3–14

Annexe 2: Communication et publication COSSI

**Revue/Colloque COSSI -
Communication, Organisation, Société du Savoir et Information**

Projets Big Data des entreprises : quelles transformations organisationnelles ?

Soumaya BOUAFIA

Université de Pau et des Pays de l'Adour
Avenue du Doyen Poplawski, BP 1633-64016 Pau Cedex
soumaya.bouafia@univ-pau.fr

Jacques JAUSSAUD

Université de Pau et des Pays de l'Adour
Avenue du Doyen Poplawski, BP 1633-64016 Pau Cedex

jacques.jaussaud@univ-pau.fr

Résumé : Le concept de Big Data suscite de nombreuses questions quant à son appropriation. Certaines relèvent des aspects technologiques et humains, et sont à ce jour en grande partie maîtrisées. Selon Walker (2015) le phénomène Big Data arrive en effet aujourd'hui à maturité et pose de nouvelles questions, notamment comment valoriser ces masses de données. La valeur tirée du Big Data diffère d'une entreprise à l'autre, selon la finalité qui lui est donnée, et l'usage qui en est réalisé. Certaines organisations privilégient les systèmes d'automatisation et les algorithmes pour exploiter leurs données (Davenport, 2014 ; Bénavent, 2014). D'autres ajoutent les technologies du Big Data aux systèmes existants, pour améliorer la performance de leur organisation. Il existe donc plusieurs modèles d'usage et d'analyse des données du Big Data par les entreprises (Bénavent 2014). Quelles sont la nature et l'ampleur des transformations organisationnelles requises par chacune de ces approches ? Nous tentons dans cette contribution de répondre à partir d'une base de données originale que nous avons constituée, de 46 projets Big Data d'entreprises américaines, européennes et asiatiques issues de différents secteurs d'activité.

Mots-clés : Big Data, modèles d'usage, stratégie, transformations organisationnelles

Abstract : The concept of Big Data raises many questions on its adoption. Some are technological and human, and to date largely answered. According to Walker (2015), the Big Data phenomenon is now mature and raises new questions, notably on how to leverage these voluminous data. The value derived from Big Data differs from one company to another, depending on the aim and the use that is made of it. Some organizations emphasize automation systems and algorithms to exploit their data (Davenport, 2014; Bénavent, 2014). Others add Big Data technologies to existing systems to improve the performance of their organization. There are therefore several approaches to the use of Big Data by companies (Bénavent 2014). What are the nature and extent of the organizational transformations required by each of these approaches? In this contribution, we try to answer this question, based on an original database that we have built, of 46 Big Data projects of American, European and Asian companies from different sectors of activity.

Keywords : Big Data, Use patterns, Strategy, Organizational transformation

INTRODUCTION

Le Big Data a connu une forte médiatisation durant ces dernières années, et suscite de nombreuses questions sur son appropriation. Pourtant la gestion de données massives n'est plus une nouveauté pour les entreprises. Selon Sedkaoui et Monino (2016), l'engouement porté à l'égard du Big Data s'est accentué depuis la publication de plusieurs rapports par le *McKinsey Institute*, en 2010 et 2011, sur ce sujet des mégadonnées.

Mais au delà d'un simple phénomène de mode, il faut comprendre que ce qui suscite tant d'intérêt pour le Big Data, c'est ce qui en fait sa particularité. Il s'agit en premier lieu de ses caractéristiques, les 3V : Volume, Variété et Vélocité. Ces caractéristiques sont différentes de celles connues à ce jour dans la gestion des bases de données classiques. A ce propos, Davenport et al (2012) note que ce qui distingue les mégadonnées, ce n'est pas tant leur volume imposant, mais le manque de structure de celles-ci, le flux constant de leur production, ainsi que les méthodes d'analyses qu'elles requièrent.

L'originalité du Big Data, réside également dans ses apports sans précédents. Selon Walker (2015) les solutions technologiques et humaines du Big Data étant en grande partie maîtrisées, la question prioritaire à traiter est comment valoriser ces mégadonnées. Il note à ce propos que le développement des entreprises d'aujourd'hui provient surtout de la création et du management d'actifs des données, et non d'actifs physiques. Ce besoin de développer de nouveaux modèles orientés par la valeur et l'apport des mégadonnées a été noté par de nombreux autres auteurs (Davenport, 2014 ; Bénavent, 2014; Vossen, 2014 ; Brynjolfsson et McAfee, 2012 ; Bughin et alii, 2011).

Développer le Big Data dans son entreprise renvoie à la question de l'adoption d'une nouvelle technologie (Besson et Rowe, 2011 ; Bénavent, 2014 ; Ciborra et Lanzana, 1999). Cette question est amplifiée par l'aspect expérimental du phénomène. Dans une enquête menée auprès de grandes entreprises, Davenport et Dichey (2013) soulignent que 41% des entreprises n'ont pas de stratégie claire en matière de Big Data. Ils soulèvent également un certain nombre de questions, en particulier les suivantes : « *Les grandes données doivent-elles être dirigées vers des personnes ou des machines ? Les données les plus importantes concernent-elles les clients ou les opérations ?* ».

Les réponses diffèrent sans doute selon le type de projet Big Data développé par l'entreprise. A cet égard, comment définir son projet Big Data ? Quelle orientation lui donner ? Nous souhaitons dans cet article contribuer à apporter des réponses sur les formes possibles de l'insertion du Big Data dans l'organisation. Quelles sont la nature et l'ampleur des transformations organisationnelles requises pour chacun de ces projets ? Nous tentons de répondre à cette question, à partir d'une base de données originale de 46 projets Big Data que nous avons constituée, d'entreprises américaines, européennes et asiatiques issues de différents secteurs d'activité.

Pour répondre à la question de la nature et de l'ampleur des transformations organisationnelles requises par le Big Data, nous allons dans un premier temps, faire un bref examen des travaux réalisés en lien avec ce thème. Nous mettrons l'accent sur les relations entre organisations et technologies de l'information. Nous présentons ensuite notre étude empirique à partir de la construction d'une base de données de 46 projets Big Data, à travers laquelle nous étudions les degrés de transformations organisationnelles occasionnées.

Big Data et transformations organisationnelles - un état de l'art

Pour définir le concept de Big Data, on retrouve souvent le sigle 3V : Volume, Variété et Vitesse. L'aspect volumétrique du Big Data fait référence à l'importante quantité de données produites et consommées, mais aussi aux solutions disponibles permettant de gérer ces volumes. Le rythme célère auquel ces données sont générées est appelé *Vélocité*, c'est une source de différenciation très prisée par les entreprises. En effet, répondre en temps-réel à ses clients peut générer un réel avantage concurrentiel. Concernant la *Variété*, cet attribut est le résultat de l'importante diversité des formats de données récoltées depuis les différentes sources que sont les tablettes, les smartphones, les objets connectés, etc.

Ces caractéristiques des 3V distinguent le concept de Big Data, car la question de la gestion des données massives n'est pas une nouveauté pour les entreprises. A ce propos Davenport (2014) note que ce qui fait la particularité du Big Data, ce n'est pas tant leur volume imposant

que le manque de structure de celles-ci, le flux constant de production des données, ainsi que les méthodes d'analyses qu'elles requièrent, différentes de celles de l'analytique classique.

L'attrait du Big Data prisé pour les entreprises ne réside pas tant dans les données elles mêmes et leurs volumes, que dans la valeur qu'on peut en tirer après transformation. Cette valeur peut prendre différentes formes : des informations auxquelles l'entreprise n'avait pas accès avant, une meilleure prise de décision, ou de nouveaux produits et services offerts à travers les données (Davenport, 2014 ; Bénavent, 2014 ; Hartmann et al, 2014)

De nombreux exemples d'entreprises ayant tiré profit du Big Data sont cités dans la littérature académique et professionnelle (The Economist, 2010 ; Brynjolfsson et al, 2012 ; Hagen et al, 2013 ; Davenport, 2014). Ainsi Walmart, entreprise américaine spécialisée dans la grande distribution, modifie le modèle d'affaires de ce secteur par ses usages des technologies du Big Data. L'enseigne met en place un système de gestion des stocks permettant à ses fournisseurs de suivre à tout moment, et dans tous ses magasins, l'état de stock de leurs produits. Ou encore Cablecom, un opérateur télécom suisse, est parvenu à faire baisser le taux d'attrition de ses clients de 25% à 5%, grâce aux analyses des données massives (The Economist, 2010).

Le Big Data est souvent caractérisé par son aspect expérimental. En effet, les technologies impliquées étant nouvelles, de nombreuses entreprises se lancent dans des projets Big Data en mode expérimentation, afin d'estimer l'opportunité d'investir en masse dans ces technologies (Hagen et al, 2013 ; Bughin et al, 2010 ; Davenport, 2014). Il existe clairement un manque de visibilité sur les transformations pouvant être engendrées ou requises par le Big Data. A ce propos Davenport (2014) note : « La jeunesse du Big Data ne nous permet pas encore de percevoir précisément les transformations organisationnelles induites. Les premiers résultats obtenus dans les grandes entreprises suggèrent que les grandes données seront associées aux données et aux groupes d'analyses existants, mais cela pourrait évoluer au cours des prochaines années»

Les transformations produites par le Big Data peuvent être envisagées à différents niveaux, celui par exemple des nouveaux modèles d'affaires pour les entreprises, ou celui des grandes missions des Etats. Pour ce qui est des entreprises, les transformations sont notamment d'ordre organisationnel : il s'agit alors de mettre en place de nouvelles structures et de

nouveaux modes de management, voire de nouvelles cultures adaptées aux besoins et aux potentialités du Big Data.

Dans la littérature, il existe peu de travaux consacrés au sujet de la transformation organisationnelle qu'implique le Big Data. Les auteurs ayant traité cette question abordent le sujet sous différents angles. Par exemple Brynjolfsson et McAfee (2012) parlent de *data driven business* concernant les transformations des modes de prise de décision des managers. Il est question de prendre des décisions en se basant sur les analyses et les données du Big Data, et moins sur l'intuition. Les auteurs ont d'ailleurs mené une étude auprès d'entreprises ayant emprunté ce type de démarche. Les résultats obtenus mentionnent que les entreprises de type *data-driven* sont plus productives (de 5%) et ont plus de profits (6%) que leurs concurrents.

Davenport (2014) souligne la nécessité de s'adapter aux changements des processus technologiques, du management, et de la culture de l'entreprise. Par exemple pour le traitement des données du Big Data, l'auteur note le besoin de recruter de nouveaux profils, des *data-scientist*, capables de manipuler, analyser, développer des applications à partir de ces grandes masses de données, et communiquer des résultats. Il est aussi question de s'orienter vers plus d'agilité dans les approches de traitements de données, et d'intégrer plus de données externes, en plus des données historiques internes de l'entreprise.

Pour sa part Vossen (2014) note qu'il n'est pas nécessaire de mettre en place une architecture spécifique aux besoins du Big Data. L'auteur préconise dans ce cas, de mobiliser les nouvelles solutions technologiques disponibles sur le marché. Celles-ci sont alors intégrées aux systèmes opérationnels existants, en alignement avec la stratégie et l'architecture système de l'entreprise.

Dans la littérature des organisations, de nombreux auteurs mobilisent des travaux qui s'inscrivent dans la théorie de la contingence structurelle (Lawrence et Lorsch, 1967), selon laquelle la structure organisationnelle d'une entreprise doit s'adapter à l'évolution de l'environnement dans lequel elle se trouve. Par exemple, Mintzberg (1990) parle de configurations organisationnelles pour désigner qu'il n'existe pas un seul type d'organisation adapté à toutes les entreprises. Ces configurations sont le résultat de combinaisons spécifiques d'un certain nombre d'attributs: « les parties composantes de l'organisation, les mécanismes de

coordination de leur travail, et les facteurs de contingence (âge et taille de l'entreprise, technologies de l'entreprise, etc.) ».

Dans l'environnement du Big Data, Bénavent (2014) évoque aussi cette notion de contingence structurelle, en soulignant qu'il n'existe pas une seule façon de faire ou un seul type d'organisation pour le Big Data. L'auteur distingue quatre modèles d'usage pour les entreprises mobilisant des projets Big Data (Tableau.1). Ces modèles sont le résultat de combinaisons spécifiques des ressources et compétences mobilisées par ces projets, du degré de transformation organisationnelle engendrée, ainsi que de la finalité d'usage espérée. Cette dernière peut être: améliorer la connaissance, améliorer les prises de décision, automatiser les activités, ou créer de nouveaux produits et services.

Ainsi, une entreprise dont le projet Big Data cherche à améliorer ses connaissances n'exige pas, selon Bénavent (2014), de changements particuliers de son organisation, et mobilise des compétences de type « analystes des données ». Par ailleurs, un projet dont l'objectif est d'automatiser des tâches ou une activité de l'entreprise nécessite des développements informatiques importants, sans modifier toutefois son organisation en profondeur. De ce fait l'entreprise doit surtout réunir des compétences d'ingénieurs spécialisés dans les développements technologiques. La création de services nouveaux à partir du Big data, y compris dans la logique de l'économie du partage, requiert au contraire de transformer profondément l'organisation qui va le produire (Tableau 1).

| Modèle | Finalité | Compétences requises | Transformation de l'organisation |
|-----------------------|--|-------------------------------------|---|
| Connaissance | Amélioration des études | Data_scientist | Non |
| Automatisation | Gain de productivité, réduction de coûts | Ingénieurs_spécialistes | Oui |
| Empowerment | Renseignement, aide à la décision | Ingénieurs_spécialistes, Marketeurs | Oui |
| Services | Création de services, consommation collaborative | Diversifiées | Oui |

Tableau 28 : Typologie des modèles d'usage du Big Data selon Bénavent (2014)

La question de la transformation organisationnelle a souvent été abordée dans la littérature du management des systèmes d'information (Venkatraman et al, 1999 ; Daft 2010 ; Besson et Rowe, 2011). Selon ces différents auteurs, les changements importants survenus dans les organisations durant ces deux dernières décennies, sont liés aux technologies. Cela s'explique par l'usage croissant des solutions telles que les progiciels de gestion, et surtout par l'arrivée d'Internet.

En citant différents auteurs de cette littérature, Besson et Rowe (2011) évoquent trois types d'actions de transformations possibles par les technologies: (1) une transformation radicale qui modifie en profondeur les processus et les affaires de l'entreprise (Venkatraman, 1994), (2) une transformation dite « de bricolage » qui intègre en continu des réglages et des solutions aux problèmes rencontrés lors du déploiement de la technologie sur le terrain (Ciborra, 1992), et (3) une transformation permanente et volontaire inspirée par la nature même de l'entreprise bâtie sur les technologies de l'information (Janson et al, 1997). Le Big Data étant en grande partie un

nouveau phénomène technologique, Bénavent (2014), en référence à Ciborra et Lanzara (1994), souligne la nécessité d'adapter l'organisation de l'entreprise aux besoins des technologies du Big Data.

Afin de comprendre ce qui caractérise une transformation organisationnelle, il faut rappeler ce qu'est une organisation. Mintzberg (1982) fait référence aux deux fondements essentiels que sont division/spécialisation et coordination pour définir l'organisation. Pour lui, la structure organisationnelle est: «la somme totale des moyens utilisés pour diviser le travail entre tâches distinctes et pour assurer la coordination nécessaire entre ces tâches». On peut ainsi considérer qu'une transformation organisationnelle se produit, si des modifications surviennent au niveau de la division des tâches, ou au niveau de leur coordination.

De ce point de vue, et en ligne avec les types de transformation identifiés par Besson et Rowe (2011), il semble clair que certains projets Big Data, parmi les plus connus, se caractérisent par un changement radical de l'organisation, comme le cas Rolls Royce dans ses usines aéronautiques, dont nous reparlerons plus loin. D'autres projets s'inscrivent plutôt dans la logique d'évolution permanente de l'organisation en fonction des solutions technologiques mises en place. Quelles sont la nature et l'ampleur des transformations organisationnelles requises par les différents types de projets Big-data ? Pour préciser cette question, notre démarche empirique sera fondée sur la construction d'une base de données de 46 projets Big Data.

DEMARCHE EMPIRIQUE

Pour répondre à notre question de recherche, nous nous sommes appuyés sur une méthodologie de recherche qualitative par étude de cas. Cette dernière est adaptée à notre champ de recherche, de nature exploratoire (Yin, 2009; Simon & Cassel, 2012 ; Dumez, 2012).

Notre méthode repose sur l'identification d'un certain nombre de projets d'envergure en matière de *Big Data*, 46 précisément ici. Nous avons réuni sur ces différents projets un ensemble d'informations à partir de sources diverses. Chaque projet représente une étude de cas à part entière, dans laquelle nous avons tenté de comprendre quels usages sont faits du Big Data, quelles stratégies ont été retenues, et quelles tendances semblent se dessiner.

Concernant la collecte des données, nous avons identifié des projets Big Data, déployés ou en cours de déploiement, dans des organisations issues de tous types de secteurs d'activité. Notre recherche couvre plusieurs pays, la France, le Royaume-Uni et les Etats-Unis principalement, mais aussi des pays d'Asie, le Japon et la Chine pour l'essentiel. Notre échantillon offre une large variété de projets Big Data, respectant à la fois les critères de diversité et de saturation attendus dans ce type de recherche qualitative (Symon et Cassel, 2012).

Nos sources de données sont variées. Il s'agit principalement des revues professionnelles, de divers sites web, de divers blogs, ainsi que des livres ou des articles académiques. Nous avons recoupé autant que faire se peut ces différentes sources pour chacun des projets, de façon à s'assurer de la fiabilité de l'information que nous retenons, en évitant les biais liés à telle ou telle source, et afin d'acquérir une compréhension plus solide de chaque projet (Gagnon, 2012; Yin, 2009). Nous n'avons pas retenu les projets sur lesquels nous n'avions que trop peu d'information, ou ceux sur lesquels nous n'avions que trop peu de sources d'information, ce qui rendait difficiles les recoupements.

Pour chaque cas étudié, nous avons analysé les données issues des différentes sources, et nous sommes assurés de la concordance des informations (triangulation). Nous avons ensuite créé une base de données dans laquelle nous regroupons l'ensemble des cas étudiés. Chaque entrée de la base de données représente un cas, renseigné et classé selon les différentes variables permettant de décrire chacun des projets, telles que sa dimension (échelle locale ou globale), son année de mise en œuvre, un bref descriptif du projet lui-même, et son apport à l'activité de l'entreprise. Nous avons également renseigné les variables nom de l'entreprise, secteur d'activité, le pays d'origine de l'entreprise et celui du projet.

Pour le traitement des données collectées, nous avons eu recours à la méthode du codage théorique. En s'inspirant de certains développements théoriques soigneusement choisis, cette méthode nous permet de délimiter les variables susceptibles d'aider à formuler la réponse à notre question de recherche. Un codage pur émanant directement du matériau aurait été difficile à réaliser dans ce contexte exploratoire, en donnant lieu à une quantité d'information plus importante et des résultats trop généraux (Eisenhardt, 1989).

Nous avons donc dans un premiers temps identifié les différentes variables de codification, que nous avons mobilisées. Ces variables sont définies à partir des concepts théoriques des

modèles d'usage du Big Data (Bénavent, 2014) et des théories de transformations organisationnelles liées aux TIC (Besson et Rowe, 2011).

Rappelons que Bénavent (2014) suggère qu'il n'existe pas une configuration unique pour la mobilisation du Big Data. Il note que chaque projet implique des modalités spécifiques de trois variables clés que sont : les compétences et les ressources mobilisées, la finalité d'usage du Big Data et la transformation organisationnelle requise. Ainsi, pour construire notre base de données, nous avons dans un premier temps identifié les modalités possibles de ces variables. Il s'agissait donc de choisir, dans une logique de codification, les modalités permettant de préciser la finalité du projet, les compétences mobilisées, et la transformation de l'organisation

Concernant **la finalité**, nous avons vu que l'objectif de l'utilisation des données diffère d'un projet à un autre. Cela peut être l'amélioration des études dans le cas du modèle de la connaissance, ou la réduction des coûts et l'amélioration des gains de productivité dans le cas du modèle de l'automatisation. Dans le modèle de l'*empowerment*, l'objectif est de renseigner les utilisateurs et de les aider dans leur prise de décisions. Enfin, les finalités d'usage dans le modèle des plateformes sont la création de services et la consommation collaborative. Par conséquent, nous décidons d'affecter pour chaque projet à la variable « finalité » l'une des quatre modalités suivantes : *amélioration_études*, *gain_productivité*, *aide_décision*, *création_services*,

Ensuite, dans le cas d'un projet Big Data, on peut sans doute considérer plusieurs types de **compétences et ressources mobilisées**. Concernant les ressources, les données du Big Data par exemple, ou les algorithmes développés pour les exploiter peuvent être cités. On retrouve aussi des compétences diversifiées, celles qui tournent autour de métiers permettant d'exploiter les données, tels que les métiers d'ingénieurs mobilisés pour le développement des projets Big Data, ou de *data-scientist* assurant notamment l'analyse des données générées (Bénavent, 2014).

Ces profils diffèrent selon le type de projet, plus précisément selon les modalités de la variable précédente, la finalité. Ainsi, dans un projet dont la finalité est d'apporter plus de connaissance, on retrouve une dominante de profils de *data-scientist*, ou d'analystes chevronnés des mégadonnées dans leur domaine d'utilisation. Un projet dont la finalité est de créer des services nécessite des profils variés de juristes, d'analystes, et d'informaticiens, etc. Par ailleurs, les projets qui s'inscrivent dans des modèles d'automatisation ou d'*empowerment* mobilisent des

profils surtout techniques, tels que les développeurs et les ingénieurs en systèmes d'information. Par conséquent, nous désignons pour cette variable « des ressources et des compétences mobilisées » les modalités suivantes : data-scientist, ingénieurs spécialisés, et compétences diversifiées.

Concernant **la transformation de l'organisation** : Certains projets *Big Data* exigent de revoir l'organisation de l'entreprise, alors que d'autres s'ajoutent et s'intègrent à l'organisation existante, sans besoin de réforme majeure. Ainsi, dans la typologie des quatre modèles d'usages de Bénavent (2014), l'auteur souligne qu'un modèle tel que celui de la connaissance, n'engendre pas des changements considérables, si ce n'est une amélioration incrémentale des processus existants. Tandis que des modèles comme celui de l'automatisation, de l'*empowerment* ou des plateformes, contribuent à la transformation d'un point de vue organisation du travail et usages. Concernant cette variable, elle peut donc prendre deux modalités dans la typologie de Bénavent (2014) : « transformation_organisation » ou « pas de transformation ».

Rappelons, par ailleurs, que Besson (2011) considère qu'il existe trois types de transformations possibles dans le cadre de l'intégration de nouvelles technologies par les entreprises, transformation radicale de l'organisation, « bricolage. », et transformation continue. Dans l'examen de nos données, nous avons jugé pour notre part utile de préciser les modalités de la variable de transformation organisationnelle, en retenant trois degrés possibles. Il est ainsi question d'aucune transformation pour certains projets Big Data, en fait ceux dont la finalité est d'améliorer la connaissance de l'entreprise et ses process existants. Les projets opérés via des bricolages et des améliorations continues n'exigent pas de transformation profonde ; on parle dans ce cas d'« adaptation de l'organisation ». Enfin, certains projets, innovants pour la plupart, nécessitent et engendrent de profonds changements de l'organisation ; nous codifierons alors par la modalité « transformation ».

Nous avons donc identifié pour cette variable de la transformation_organisationnelle, trois modalités : pas de transformation, adaptation de l'organisation, et transformation de l'organisation. Mais afin de déterminer le type de transformation organisationnelle requise pour chacun des projets Big Data, nous avons pris en compte les deux composantes essentielles de la définition de l'organisation que sont la division des tâches et leur coordination (Mintzberg, 1982). On considère ainsi qu'il y a une transformation organisationnelle s'il y a transformation

dans la division des tâches et/ou leur coordination. Nous avons de ce fait identifié les variables « transformation division tâches » et « transformation coordination tâches » afin de caractériser le type de transformation requise par un projet Big Data. Chacune de ces deux variables peut prendre trois modalités : (1) « non » pour désigner qu'il n'y a pas de transformation au niveau de la division des tâches ou de la coordination des tâches, (2) « un peu », pour indiquer qu'une transformation, peu importante, est observée au niveau de la division des tâches ou au niveau de leur coordination, et enfin (3) la modalité « beaucoup », pour désigner une importante transformation au niveau de la division des tâches ou dans leur coordination.

Au total, nous considérons ainsi qu'il n'y a pas de transformation organisationnelle pour un projet Big Data, s'il n'y a ni transformation au niveau de la division des tâches, ni dans leur coordination, c'est à dire que les modalités des deux variables « transformation division tâches » ou « transformation coordination tâches » indiquent « non ». L'adaptation organisationnelle est notée si une ou les deux modalités des variables « transformation division tâches » ou « transformation coordination tâches » désignent qu'il y a « un peu » de transformation. Nous estimons enfin qu'il y a transformation organisationnelle si une ou les deux modalités des variables « transformation division tâches » ou « transformation coordination tâches » indiquent « beaucoup » de transformation.

ANALYSE DES RESULTATS ET DISCUSSION

Sur les 46 cas étudiés dans notre base de données, nous avons pu classer sans grande difficulté les différents projets Big Data selon chacun des modèles de la typologie proposée par Bénavent (2014). Cela-dit, concernant le volet de la transformation organisationnelle, notre codification, par souci de précision, distingue trois modalités et non deux. Nous avons ainsi répertorié 10 projets « sans transformation organisationnelle », 15 projets avec « adaptation de l'organisation », et 21 projets avec « transformation organisationnelle » (Tableau 2).

Sur les projets Big Data sans transformation organisationnelle, nous pouvons citer l'exemple de la chaîne M6 TV, qui mobilise les mégadonnées pour améliorer l'efficacité des campagnes publicitaires de ses clients (annonceurs et agences média). Pour cela l'entreprise fait appel à un partenaire spécialiste du Big Data, « Quinten », à qui elle donne accès à son importante base de données de campagnes publicitaires (plus de 1200 campagnes).

Sur la base des résultats d'analyses obtenus, l'entreprise a été capable de proposer des services personnalisés à ses clients, par exemple révéler des faits inconnus par le passé. Il a été ainsi possible de découvrir l'importance des périodes d'été et des week-ends pour la diffusion des publicités des petites et moyennes marques.

A travers l'étude de cas de M6 TV, nous avons constaté que l'entreprise ne met pas en place une organisation spécifique. Afin d'améliorer la connaissance des campagnes publicitaires de ses clients, la direction marketing de l'entreprise, fait appel à des spécialistes en analyse des données (des data-scientist) en s'alliant à « Quinten ». Il n'a pas été question de transformer les tâches des employés, ni leur coordination. Ceci a permis *in fine* de proposer de nouveaux services plus personnalisés aux clients.

Concernant les projets Big Data impliquant une adaptation de l'organisation de l'entreprise, on peut citer le cas de Darty, une entreprise française spécialisée dans la distribution de matériel informatique et d'électroménager. L'enseigne mobilise le Big Data dans le cadre du projet de digitalisation de ses magasins. L'objectif premier d'usage des données est ici d'assister les vendeurs et les conseillers dans leur processus de vente. Ces derniers auront un accès direct et en temps réel (via tablettes et Smartphones) à toutes les informations nécessaires. Cette mobilisation des données par Darty, correspond à la modalité d'« Aide-décision » dans les modèles d'usages des données de Bénavent (2014).

Pour concrétiser ce projet, Darty a opté pour la refonte de son architecture IT, vers une architecture SOA (*Service Oriented Architecture*), et pour le développement d'interfaces digitales différenciées par types d'utilisateurs (Clients, vendeurs, etc.). Pour cela, l'entreprise mobilise des compétences d'ingénieurs spécialisés, afin de réaliser les développements informatiques et les systèmes adéquats.

Concernant l'organisation, on remarque dans le cas de Darty, qu'il n'est pas question de transformation radicale, mais de transformation continue. Les solutions du Big Data sont intégrées de façon progressive et expérimentale. L'entreprise ne déploie pas d'investissements importants, les ROI sont estimés au fur et à mesure de l'avancement du projet Big Data. Il n'est pas non plus question pour l'enseigne, de modifier les tâches de ses employés, mais d'en améliorer l'exécution en leur apportant un support technologique. Cela correspond à un peu de transformation dans la coordination des tâches des collaborateurs. Au vu de ces différents

éléments, nous avons donc renseigné la variable de transformation organisationnelle (transformation_Orga) par la modalité adaptation de l'organisation (« Adaptation_Orga »).

A propos des projets impliquant des transformations organisationnelles significatives, nous distinguons deux types d'entreprises, des entreprises matures, et des start-up dont l'essentiel des activités s'opère via des plateformes technologiques.

On peut citer pour le premier cas l'exemple de Rolls Royce, et sa division spécialisée dans la construction de moteurs d'avion. Selon Paul Stein, directeur scientifique chez Rolls Royce (Marr, 2015), le Big Data est mobilisé par l'entreprise pour trois activités principales : le design, la fabrication et le support après-vente. Ainsi sur le volet de la maintenance, le Big Data est mobilisé par le fabricant pour la conception de ses moteurs. Les techniques de calculs très sophistiqués permettent de visualiser des développements assez complexes, et de décider rapidement de la validation ou pas du produit conçu.

En termes de compétences mobilisées, Rolls Royce fait massivement appel à des ingénieurs spécialistes. L'entreprise a lancé des partenariats avec les meilleures universités du Royaume Uni et du monde entier, afin de palier au manque des profils qualifiés dans l'engineering et l'analyse de données. Rolls Royce dispose de plusieurs centres de services à travers le monde, dédiés à l'analyse des données issues des capteurs. Par exemple, un des bureaux les plus importants se trouve au siège de l'entreprise, à Derby. Il compte une équipe d'une trentaine d'ingénieurs, relayée par 150 autres, qui travaillent constamment à l'analyse des données issues des capteurs des moteurs d'avions du fabricant. On remarque ainsi que la modalité de la variable « Compétences-mobilisées » correspond à celle du modèle d'« ingénieurs-spécialisés ».

| Nom Entreprise/Projet | Compétence/Ressources | Transformation division tâches | Transformation coordination tâches | Transformation_Orga | Finalité |
|----------------------------------|------------------------------|---|---|----------------------------|---------------------|
| Orange "Sauvons les LiveBox" | Ingénieurs_spécialistes | non | un peu | Adaptation_Orga | Aide_décision |
| AT&T "Tower Outage Analyzer" | Ingénieurs_spécialistes | non | un peu | Adaptation_Orga | Aide_décision |
| Darty | Ingénieurs_spécialistes | non | un peu | Adaptation_Orga | Aide_décision |
| Campagne électorale Obama 2012 | Ingénieurs_spécialistes | beaucoup | beaucoup | Transformation_Orga | Aide_décision |
| Disney "Programme MyMagic+" | Diversifiées | un peu | beaucoup | Adaptation_Orga | Aide_décision |
| Tesco | Data_scientist | non | un peu | Adaptation_Orga | Amélioration_études |
| Citigroup | Data_scientist | non | non | Pas de transformation | Amélioration_études |
| Sears Holding | Data_scientist | non | non | Adaptation_Orga | Amélioration_études |
| Fnac | Data_scientist | non | non | Pas de transformation | Amélioration_études |
| Indy Race 500 McLaren | Ingénieurs_spécialistes | non | un peu | Adaptation_Orga | Aide_décision |

| | | | | | |
|-------------------|-------------------------|----------|----------|-----------------------|---------------------|
| Le Tour de France | Ingénieurs_spécialistes | non | un peu | Adaptation_Orga | Aide_décision |
| M6 | Data_scientist | non | non | Pas de transformation | Amélioration_études |
| Airbus | Ingénieurs_spécialistes | non | un peu | Adaptation_Orga | Aide_décision |
| Boeing | Ingénieurs_spécialistes | non | un peu | Adaptation_Orga | Aide_décision |
| Pratt & Whitney | Ingénieurs_spécialistes | beaucoup | beaucoup | Transformation_Orga | Aide_décision |
| Tesla | Ingénieurs_spécialistes | beaucoup | beaucoup | Transformation_Orga | Aide_décision |
| Netflix | Ingénieurs_spécialistes | beaucoup | beaucoup | Transformation_Orga | Gain_Productivité |
| Amazon | Ingénieurs_spécialistes | beaucoup | beaucoup | Transformation_Orga | Gain_Productivité |
| Rolls Royce | Ingénieurs_spécialistes | un peu | beaucoup | Transformation_Orga | Gain_Productivité |
| Acxiom | Data_scientist | non | non | Pas de transformation | Amélioration_études |
| Uber (1) | Diversifiées | beaucoup | beaucoup | Transformation_Orga | Création_services |
| Uber (2) | Diversifiées | beaucoup | beaucoup | Transformation_Orga | Création_services |
| Didi Kuaidi | Diversifiées | beaucoup | beaucoup | Transformation_Orga | Création_services |
| TaskRabbit | Diversifiées | beaucoup | beaucoup | Transformation_Orga | Création_services |
| Airbnb | Diversifiées | beaucoup | beaucoup | Transformation_Orga | Création_services |

Tableau 2 aperçu de la base de données

Concernant la transformation de l'organisation, l'entreprise manifeste clairement son ambition d'intégrer les données dans ses différents process de design, de fabrication et de maintenance. Par exemple, pour toutes ses nouvelles installations d'usines, Rolls Royce veille à intégrer les nouvelles technologies dans ses process de fabrication. C'est le cas pour ses deux nouvelles usines au Royaume-Uni, spécialisées dans la fabrication de disques pour moteurs à réaction. Celles-ci intègrent des technologies de pointe permettant de rendre plus « intelligents » les procédés de fabrication, et d'améliorer les modes de contrôle de qualité. De ce fait nous avons déduit que dans son usage du Big Data, l'entreprise Rolls Royce transforme son organisation à différents niveaux, en premier lieu dans ses modes de prise de décisions en maintenance, et dans le design et la fabrication. L'objectif de l'entreprise est d'automatiser un certain nombre de ses activités, de recherche de pannes, de conception, de production ou de logistique, en ayant toujours recours aux données. Ces changements impliquant clairement des transformations importantes au niveau de la définition des tâches, et dans leur coordination. Au total, nous nous trouvons bien dans une situation de « transformation de l'organisation » pour une société mature.

En ce qui concerne les entreprises de type plateforme, concernées elles aussi par les transformations organisationnelles importantes, on peut citer le cas de « Taskrabbit ». Il s'agit d'une application d'entraide permettant de mettre en relation des particuliers du même voisinage, pour effectuer des tâches ou pourvoir des jobs ponctuels avec rémunération.

Le modèle de cette plateforme se rapproche de celui des services au sens de Bénavent (2014), car il véhicule une finalité de consommation collaborative, où c'est la communauté de l'application qui crée de la valeur. On peut aussi observer que les compétences mobilisées dans ce cas de figure sont diversifiées : il s'agit en premier lieu de celles des utilisateurs de la plateforme, considérés aussi comme des employés, ainsi que celles de ses fondateurs et des employés internes (Ingénieurs spécialisés, juristes, marketeurs, etc).

Nous considérons que ce modèle de Taskrabbit engendre de nombreuses transformations organisationnelles. Celles-ci concernent en premier lieu la division des tâches, où on fait appel à une nouvelle catégorie de travailleurs, rémunérés "à la micro tâche". De même que pour Uber, on parle d'un nouveau modèle d'économie, "l'économie des petits boulots" ou "Gig economy".

Les transformations engendrées concernent aussi l'organisation de la mobilisation des ressources. On parle de consommation-collaborative accentuée par l'usage des algorithmes et par une meilleure disponibilité des données. Par « consommation collaborative » on

désigne l'usage d'un bien ou d'un service augmenté par le partage, l'échange, la vente ou la location. Cette optimisation de l'usage est une réponse à la sous-utilisation supposée de ces biens ou services. Uber, Airbnb, Blablacar, et bien d'autres rendent possible ce partage en favorisant, par leurs applications en ligne, la rencontre des offres et des demandes.

Sur la base des 46 projets étudiés, il se confirme que l'ampleur de la transformation organisationnelle varie considérablement selon les cas. L'examen attentif des projets nous a conduits à saisir l'ampleur de la transformation selon trois niveaux, que nous avons codifiée en « Pas de transformation », « Adaptation de l'orga » et « Transformation ». Cette codification en trois niveaux nous semble, après manipulation de la base, tout à fait satisfaisante. Le tableau 3 récapitule les configurations de modalités identifiées à partir de notre base de données. Une comparaison rapide avec le tableau 1 montre notamment que notre travail nuance les résultats de Bénavent (2014), en soulignant que les changements organisationnels sont plus importants dans le modèle de l'Empowerment (Aide à la décision) que dans celui de l'Automatisation.

| Ressources compétences mobilisée | Finalité d'usage des données | Transformation division tâches | Transformation coordination tâches | Transformation organisationnelle requise |
|---|-------------------------------------|---------------------------------------|---|---|
| Data_scientist | Améliorer la connaissance | Non | Non | Pas de transformation |
| Ingénieurs_spécialisés | Automatisation | Un peu | Non | Adaptation de l'organisation |
| | | Non | Un peu | |
| | | Un peu | Un peu | |
| Ingénieurs_spécialisés | Aide à la décision | Beaucoup | Non/Un peu | Transformation de l'organisation |
| | | Non/Un peu | Beaucoup | |
| | | Beaucoup | Beaucoup | |
| Diversifiées | Création de produits/service | Beaucoup | Non/Un peu | Transformation de l'organisation |
| | | Non/Un peu | Beaucoup | |
| | | Beaucoup | Beaucoup | |

Tableau 29 Les transformations organisationnelles requises pour le Big Data, configurations de modalités rencontrées (construit sur la base de Bénavent, 2014; Besson et Rowe, 2011; Mintzberg, 1982)

CONCLUSION

Au vu de la littérature, les discours sur le sujet du Big Data sont nombreux et très variés. Ils vont de propos enthousiastes sur ses apports sans précédents, jusqu'à des déclarations moins positives et plus orientées vers les risques et les menaces qu'impliquent ces données massives.

L'aspect expérimental du Big Data rend encore incertaines les réponses aux questions soulevées. Celles-ci, concernent différents niveaux de l'organisation ; elles relèvent de différentes disciplines (gestion, communication, mathématiques, etc.), et touchent différents secteurs d'activités (santé, enseignement, finance, etc.). Nous avons tenté pour notre part, à

travers cette contribution, d'apporter quelques éclaircissements sur les transformations organisationnelles qu'impliquent les projets Big Data. Nous avons tenté de répondre à la question suivante : Quelles sont la nature et l'ampleur des transformations organisationnelles requises pour de tels projets ?

Pour pouvoir répondre, nous avons procédé à un travail empirique en mobilisant les théories sur les relations entre technologies et organisation (Besson et Rowe, 2011), et sur les modèles d'usages du Big Data (Bénavent, 2014). Nous avons construit une base de données de 46 projets Big Data. L'analyse de ces données nous a permis de vérifier qu'il existe, en effet, différents niveaux et types de transformations organisationnelles pour les entreprises déployant des projets Big Data.

Nous notons également que ces transformations organisationnelles dépendent en grande partie de l'objectif d'usage des données. Ainsi, les entreprises ayant pour finalité d'améliorer leurs connaissances à travers une meilleure disponibilité des données, ne manifestent pas le besoin d'effectuer des changements organisationnels. Il s'agit dans ce cas de figure de faire appel aux compétences de *data_scientist* et d'enrichir les analyses. Les résultats sont ensuite mobilisés à travers l'organisation habituelle, dans une optique d'amélioration de l'existant. Nous avons pu le voir dans le cas de M6, qui a pu développer les offres des campagnes publicitaires de ses clients.

Par ailleurs, pour les projets Big Data impliquant des transformations organisationnelles, nous avons jugé utile de préciser le degré même de cette transformation organisationnelle. Rappelons que Bénavent (2014) distingue deux types de transformations organisationnelles dans sa typologie des modèles d'usage du Big Data (« pas de transformation » ou « transformation de l'organisation »). Or, au vu de la littérature (Besson et Rowe, 2011 ; Venkatraman, 1994 ; Ciborra, 1992) et en considération de la diversité des situations rencontrées dans les 46 cas que nous avons répertoriés pour la construction de notre base de données, nous distinguons trois types de transformations : « Pas de transformation de l'organisation », « Adaptation de l'organisation » ou « Transformation radicale/profonde de l'organisation ».

Nous avons des projets qui nécessitent une transformation organisationnelle radicale, alors que d'autres n'exigent qu'une adaptation de l'organisation sans changements profonds. Ces derniers s'inscrivent le plus souvent dans une approche de transformation organisationnelle continue. C'est le cas de Darty analysé. L'entreprise met en place des solutions de Big Data pour accompagner ses employés dans leurs différentes fonctions (Vente, Marketing,

Logistique, etc.). Pour cela l'entreprise choisit d'intégrer les solutions technologiques de façon incrémentale, et organise des formations pour ses employés. Ceci correspond à une évolution des systèmes d'information et des technologies de l'entreprise, autrement dit à une adaptation de l'organisation.

Une transformation organisationnelle est profonde ou radicale si on observe des changements au niveau de la division des tâches de travail, ou dans leur coordination (Mintzberg, 1982). Nous avons pu ainsi identifier dans la base de données 21 projets correspondant à ce cas de figure, tels que l'exemple de Rolls-Royce, ou celui de Taskrabbit pour lequel il est question d'une nouvelle catégorie de tâches et de travailleurs ponctuels. Les entreprises mettant en œuvre des transformations de ce type sont pour nombre d'entre elles des entreprises d'un nouveau genre, que Bénavent (2014) caractérise de « plateformes », en référence aux plateformes technologiques qui constituent les activités/ressources clé de ces entreprises.

BIBLIOGRAPHIE

Bénavent, C. (2014). Big Data: no best way. *Le libellio AEGIS*, 10(4), 5-14.

Besson, P. et Rowe, F. (2011). Perspectives sur le phénomène de transformation organisationnelle. *Systèmes d'information & management*. 16(1), 3-34.

Brynjolfsson, E. et McAfee, A. (2012). Big Data: The management Revolution. *Harvard Business Review*.

Bughin, J., Livingston, J. et Marwaha, S. (2011). Seizing the potential of 'Big Data'. *McKinsey Quarterly*.

Bughin, J., Manyika, J. et Chui, M. (2010), Clouds, big data, and smart assets: Ten tech-enabled business trends to watch, *McKinsey Quarterly*.

Ciborra, C. (1992). From Thinking to Tinkering: The Grassroots of Strategic Information Systems. *Information Society*, 8(4), 297-309.

Ciborra, C. et Lanzarra, G.F. (1999). Hospitality and IT. in Ljungberg Fredrik [ed] *Informatics in the Next Millennium*, Lund (Sweden), Studentlitteratur, 161-176.

Daft, R.L. (2010). *Organization Theory and Design* (10th Edition). Mason: Southwestern Cengage Learning.

Davenport, T., Barth, P. et Bean, R. (2012). How 'Big Data' is Different. *MIT Sloan Management Review*, 54, 1.

Davenport, T., et Dyché, J. (2013). Big Data in Big Companies. International Institute For Analytics

Davenport, T. (2014). *Stratégies Big Data*. Paris: Les Editions Pearson.

Dumez, H, (2013). *Méthodologie de la recherche qualitative*, Vuibert

Eisenhardt K-M, (1989), Building theories from case study research, *The Academy of Management Review*, Vol.14, 4, 532-550.

Gagnon, Y-C., (2012), *L'étude de cas comme méthode de recherche*, 2ème édition, Presses de l'université du Québec

Hagen, C., Marco, C., Dan W., Ajay, Y., Khalid, K. Jason, M., et Hugo, E. (2013). Big Data and the Creative Destruction of Today's Business Models, *AtKearney*

Hartmann, P.M., Zaki, M., Feldmann, N. et Neely, A. (2014). Big Data for Big Business, taxonomy of Data-driven Business Models used by start up firms, working paper version. *Cambridge Alliance Service*.

Janson, M., Brown, A., et Taillieu, T. (1997), "Colruyt: an organization committed to communication", *Information Systems Journal*, (7), 175–99.

Lawrence, P.R. et Lorsch, J.W. (1967). High-performing Organizations in Three Environments. Dans D.S. Pugh. *Organization Theory Selected readings (Fourth Edition)*. England: Pinguin Books

Manyika, J. et al (2011), *Big Data: The next frontier for innovation, competition, and productivity*, McKinsey Global Institute.

Mintzberg, H. (1990). *Le management Voyage au centre des organisations*. Editions d'Organisation

Sedkaoui, S. et Monino, J.L. (2016), *Big Data, Open Data et valorisation des données* (Volume.4). Royaume-Uni. ISTE Editions.

Simon, P. (2013), *Too big to ignore The business case for big Data*. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons.

Symon, G., Cassel, C., (2012), *Qualitative Methods and Analysis in Organizational Research*, Sage.

The Economist. (2010). *Data, data everywhere A special report on managing information*, The Economist Newspaper Limited : London.

Venkatraman, N. (1994), "IT-enabled business transformation: from automation to business scope redefinition". *Sloan Management Review*, 35(2),73-87.

Vossen, G. (2014). *Big data as the new enabler in business and other intelligence*. *Vietnam Journal of Computer Science*, 1, 1, 3–14.

Walker, R. (2015). *From Big Data to Big Profits Success with Data and Analytics*. Etats-Unis: Oxford University Press

Yin R-K., (2009), *Case Study Research Design and Methods Fourth Edition*, SAGE Publications

Annexe 3 Article publié dans *Data et Management*

Quelles configurations pour les *Business Model* du *Big Data* ?

What possible configurations for Big Data Business Models?

Bouafia Soumaya, ATER à l'IAE Gustave Eiffel Université Paris Est Créteil, Doctorante en sciences de gestion, Université de Pau et des Pays de l'Adour, Avenue du Doyen Poplawski, BP 1633-64016 Pau Cedex, soumaya.bouafia@univ-pau.fr

Jacques Jaussaud, Professeur en sciences de gestion, Université de Pau et des Pays de l'Adour, Avenue du Doyen Poplawski, BP 1633-64016 Pau Cedex, jacques.jaussaud@univ-pau.fr

Résumé : L'intérêt porté au Big Data est aujourd'hui considérable. La littérature, académique comme professionnelle, annonce un potentiel important et de nouvelles sources de profits. Paradoxalement, peu de travaux ont été consacrés à l'aspect *business* de ces données massives. Cette contribution s'efforce d'explorer les *business model* du Big Data. Nous avons pour cela réalisé un travail empirique basé sur des études de cas, nous conduisant à l'identification de cinq catégories de modèles d'affaires liées en premier lieu à la finalité d'usage du projet Big Data.

Mots clés : Big Data, *business model*, plateformes.

Abstract: We observe a huge interest in Big Data today. Academic as professional literature are announcing significant potential and new sources of profits. However few academic works have been completed to understand the business dimensions of Big Data. In this contribution we try to specify the business models of Big Data projects. We have carried out an empirical work based on case studies, leading to the identification of five categories of Big Data Business Models primarily related to the purpose of use of these data.

Key words: Big Data, business model, platforms.

INTRODUCTION

L'avènement des technologies du net dans les années 1990 s'est accompagné de l'apparition des « *start-up* » du web. Les opportunités générées sont, à l'époque, peu compréhensibles pour le monde des affaires. Les efforts d'interprétation conduisent alors à raisonner en termes de « modèles d'affaires », ou *business model* ; il s'agit de comprendre comment ces activités peuvent créer de la valeur et permettre de capter des revenus.

L'expression *business model* s'est répandue, au-delà d'ailleurs des activités liées au web. Pour ces dernières, on parle aussi de *e-business model* ([Zott et al ; 2011](#)). De nombreux travaux ont tenté de caractériser les entreprises du *e-business* et leurs modèles d'affaires ([Osterwalder et Pigneur, 2002](#); [Tapscott et al, 1999](#) ; Timmers, 1998). Beaucoup reste cependant à faire.

Un rapport du *McKinsey Global Institute* ([Bughin et al, 2010](#)) identifie dix nouvelles tendances technologiques à fort impact sur l'économie et les organisations, dont le Big Data. La littérature souligne l'enjeu de valoriser ces données massives ([Hartmann et al, 2016](#) ; [Walker, 2015](#) ; [McAfee et Brynjolfsson, 2012](#) ; [Bughin et al, 2011](#)). C'est la question des *business model* du Big Data : Existe-il un modèle de référence, ou différents modèles d'affaires du Big Data ?

Pour tenter de répondre, nous avons étudié 46 projets Big Data d'entreprises de différents secteurs d'activités. Ceci nous a permis d'identifier 5 catégories de *business model*. Dans un premier temps nous revenons sur la littérature du *Big Data* et des *business model*. Nous développons ensuite notre méthodologie et l'analyse de nos résultats.

BIG DATA ET BUSINESS MODEL – LA LITTÉRATURE

Au-delà des 3V de la littérature, le volume, la variété et la vélocité, ([Monino et Sedkaoui, 2016](#) ; [Laney, 2012](#) ; [Davenport et al, 2012](#)), l'expression Big Data implique de nombreuses dimensions : les technologies, le facteur humain, ou encore ce qui relève de l'organisation ou de la culture ([Babinet, 2016](#) ; [Bénavent, 2014](#)).

[Davenport \(2014\)](#) met l'accent sur les profits et les connaissances pouvant être extraites de ces données. De nombreux auteurs s'interrogent sur la valorisation des données massives, les aspects technologiques et humains étant pour leur part déjà bien explorés ([Chignard et Benyayer, 2015](#) ; [Walker, 2015](#); [Davenport, 2014](#) ; [Bénavent, 2014](#) ; [Bughin et al, 2011](#)).

Comprendre comment une entreprise crée de la valeur revient à décrire son *business model*. [Lecocq et al. \(2006\)](#) considèrent trois dimensions principales : « ... les ressources et les compétences mobilisées (qui permettent de proposer une offre), l'offre faite aux clients (au sens large) et l'organisation interne de l'entreprise (chaîne de valeur) et de ses transactions avec ses partenaires externes (réseau de valeur). » Ils résumant cela par le sigle RCOV.

Finalement, peu de travaux ont analysé les *business model* du Big Data ([Hartmann et al., 2016](#) ; [Chen et al., 2012](#) ; [Muhtaroglu et al., 2013](#)) ; ils sont d'ailleurs essentiellement le fait de professionnels ([Hagen et al, 2013](#); [Schroeck et al, 2012](#)).

Signalons une typologie utile, mais focalisée sur l'usage des données. [Bénavent \(2014\)](#) décrit comment sont exploitées les données massives, à travers quatre « modèles d'usages du Big Data » : le modèle du *Knowledge* ou de la connaissance, celui de l'automatisation, le modèle de *l'Empowerment*, et le modèle des services par les données ou plateformes.

Pour identifier les modèles d'affaires du Big Data, nous allons exploiter cette typologie des modèles d'usage ([Bénavent ; 2014](#)) et les travaux de [Lecocq et al \(2006\)](#) sur le concept de *business model*.

Modèles d'usage du big data

[Bénavent \(2014\)](#) distingue quatre modèles d'usage du Big Data, différant par un usage particulier des données, une mobilisation de ressources spécifiques, et une organisation adaptée.

Le premier modèle, du « *knowledge* » ou « de la connaissance », vise à améliorer la connaissance qu'a l'entreprise de son environnement et de ses clients. Des profils d'analystes sont mobilisés pour réaliser des analyses approfondies, rendues possibles par une disponibilité et une qualité des données améliorées. De tels projets Big Data ne nécessitent pas de transformation organisationnelle significative.

Le second modèle est celui de l'automatisation, automatiser de nouveaux domaines autres que ceux, connus, de la production. Les données sont directement transformées en actions ou en décisions par des algorithmes d'apprentissage. Ce modèle requiert d'importantes capacités technologiques et des compétences d'ingénieurs spécialistes en programmation. En termes d'organisation, il pose la question du remplacement de certains emplois par des automates.

Le troisième modèle d'usage, celui de l'*empowerment*, a pour finalité d'aider dans la prise de décision. Les données sont traitées et restituées selon les différents besoins du personnel de l'entreprise, ou de tout autre usager. De tels systèmes nécessitent aussi des développements technologiques, et donc des profils d'ingénieurs spécialisés. En termes d'organisation, ce modèle implique des transformations dans les relations des employés avec leur hiérarchie.

Le dernier modèle d'usage proposé est celui des services par les données, appelé aussi « plateformes ». Les données sont utilisées pour créer de nouveaux services, et anticiper les besoins des clients. L'application la plus connue est celle des plateformes de consommation collaborative, permettant l'usage augmenté d'un bien par le partage, et par le développement de dispositifs d'appariement d'offres et de demandes très diversifiés. Le modèle des services fait appel à une multitude d'acteurs, notamment des juristes, statisticiens, et informaticiens. En termes d'organisation, des transformations conséquentes sont requises ([Bénavent, \(2014\)](#)).

Dans la typologie de [Bénavent \(2014\)](#), on l'a compris, un modèle d'usage du Big Data se définit du point de vue de : (1) sa finalité, (2) des compétences mobilisées, et (3) de l'organisation requise (*insérer tableau 1*).

Caractériser un modèle d'affaires de projet Big Data

Selon [Lecocq et al \(2006\)](#), un *business model* implique : (1) le choix des ressources et des compétences génératrices de revenus, (2) la définition de l'offre qui valorise ces ressources et compétences, (3) la mise en place d'une organisation (activités à intégrer et celles à externaliser), et (4) l'évaluation des revenus attendus sur la base des choix précédents.

Ainsi, [Lecocq et al \(2006\)](#) considèrent différentes ressources et compétences permettant de générer des revenus. Dans le cadre du *Big Data*, les données elles-mêmes constituent de telles ressources, ainsi que les algorithmes permettant de les exploiter. Concernant les compétences mobilisées, [Bénavent \(2014\)](#) cite différents profils de métiers, selon les finalités d'usages des données, tels que des ingénieurs, des développeurs, des analystes, ou des *data-scientists*.

Concernant l'offre faite au client, pour [Lecocq et al \(2006\)](#) il peut s'agir de se différencier sur les offres traditionnelles, ou lancer de nouvelles offres qui n'existent pas sur le marché. En ce

qui concerne l'organisation, [Lecocq et al. \(2006\)](#) considèrent le choix des activités à garder en interne, et celles à externaliser auprès de partenaires.

L'aspect organisationnel n'est pas abordé sous le même angle par [Bénavent \(2014\)](#). S'inspirant de la théorie de la contingence structurelle ([Lawrence et Lorsch, 1967](#)), l'auteur souligne que certains types de projets requièrent une transformation organisationnelle, alors que d'autres n'en exigent pas, le *Big Data* étant alors mobilisé à des fins d'amélioration des processus existants.

Chez [Lecocq et al \(2006\)](#), la quatrième composante renvoie aux coûts et revenus. L'entreprise doit réfléchir aux différentes modalités de rémunération, un point non explicitement pris en compte dans la construction de la typologie des modèles d'usages du Big Data de [Bénavent \(2014\)](#). Nous ajouterons donc aux variables considérées par cet auteur (*insérer tableau 1*) une variable sur les modes de rémunération de l'entreprise. Ceux qu'envisage la littérature relative aux *business model* sont la publicité, la transaction, la commission, la réduction des coûts, et l'abonnement ([Bénavent, 2016](#); [Hartmann et al, 2016](#) ; [Osterwalder et Pigneur, 2002](#)).

En rapprochant les concepts des modèles d'usages du Big Data ([Bénavent, 2014](#)) et ceux des *business model* ([Lecocq et al, 2006](#)), nous avons pu identifier les variables permettant de caractériser le *business model* d'un projet Big Data (*insérer tableau 2*).

DEMARCHE EMPIRIQUE : IDENTIFICATION ET CLASSIFICATION DES MODELES D'AFFAIRES DU BIG DATA

Notre méthode repose sur l'identification d'un certain nombre de projets *Big Data* d'envergure, 46 précisément ici. Nous avons réuni sur ces projets, européens, américains et asiatiques, un ensemble d'informations à partir de sources diverses. Chaque projet constitue une étude de cas à part entière, précisant quels usages sont faits du Big Data, quelles stratégies sont mises en œuvre, et quelles tendances semblent se dessiner.

CONSTRUCTION DE NOTRE BASE DE DONNÉES DE PROJETS BIG DATA

Nous avons en un premier temps collecté des données, essentiellement secondaires, à partir de sources diversifiées, en nous assurant de la cohérence des informations. Pour le traitement des données, ensuite, nous avons codé les variables retenues précédemment pour caractériser les modèles d'affaires du Big Data.

Chaque entrée de notre base représente un projet Big Data. Il s'agit, *in fine*, de caractériser chaque projet selon les différentes variables retenues à partir de la théorie ([Bénavent, 2014](#) ; [Lecocq et al, 2006](#)), et de variables supplémentaires que nous avons jugées utiles.

Précisément, les variables sont d'abord : « Nom projet/entreprise » ; « Secteur d'activité » ; « Pays d'origine projet » ; « Dimension du projet » ; « Année mise en œuvre projet » ; « Effectif » ; « Descriptif projet/entreprise Big Data » ; et « Type d'intervention humaine », selon qu'il s'agit d'acteurs internes ou externes.

Pour les variables visant à caractériser le modèle d'affaires du projet Big Data, nous avons choisi, à partir des références théoriques mobilisées, les modalités comme suit :

Finalité d'usage des données. Selon [Bénavent, \(2014\)](#) l'objectif diffère d'un modèle à un autre, par exemple réduction des coûts et gains de productivité dans le cas du modèle de l'automatisation. Par conséquent, la variable « finalité » peut prendre les modalités suivantes : Amélioration_études, Gain_Productivité, Aide_décision, Création_services. ;

Ressources et compétences mobilisées. Les profils diffèrent selon le type de projet, plus précisément selon les modalités de la variable précédente, « finalité » ([Bénavent, 2014](#)). Nous retenons ici les modalités : *data-scientist*, ingénieurs spécialisés, et compétences diversifiées ;

Transformation organisationnelle requise. Certains projets Big Data requièrent de revoir l'organisation de l'entreprise, d'autres s'intègrent à l'organisation existante sans besoin de réforme majeure. Cette variable pourra prendre deux modalités : « oui » quand le projet requiert une transformation de l'organisation, « non » dans le cas contraire.

Concernant les variables issues des travaux sur le concept de *business model*, [Lecocq et al \(2006\)](#) les modalités retenues sont les suivantes :

Offre de produits et services. Le projet donne-t-il lieu à de nouvelles offres de produits et services, ou permet-il simplement d'améliorer les offres déjà proposées par l'entreprise ? Cette variable peut donc prendre les modalités : « Pas d'innovation-même offre », ou « offre innovante » ;

Modèle revenus-entreprise et Modèle revenus-projet. Ces variables indiquent comment l'activité de base de l'entreprise ou celle du projet Big Data sont rémunérées ; elles peuvent prendre les modalités : Pub, transaction, commission, réduction des coûts, ou abonnement.

Le tableau 2 reprend les différentes modalités des variables retenues pour le codage des 46 projets. Nous avons ensuite regroupé les projets présentant des profils de modalités similaires afin d'identifier les différents *business model* du Big Data, et de les classer le cas échéant en un petit nombre de catégories.

Analyse des résultats

Nous avons renseigné sans grande difficulté les 46 projets selon les différentes variables considérées. Nous avons pu identifier ensuite 11 profils de modalités des variables caractérisant les modèles d'affaires, soit 11 modèles d'affaires différents. Après regroupements prudents, nous avons identifié 5 catégories de modèles d'affaires du Big Data (*insérer tableau 3*)

La première catégorie (Cat.1) regroupe trois types de *business model* (BM1, BM2 et BM3). Les projets de cette catégorie utilisent le Big Data afin d'améliorer la connaissance client. Ces projets mobilisent surtout des profils d'analystes de données (*data-scientist*). Ils ne requièrent pas de transformation organisationnelle spécifique, et n'apportent pas de changements de l'offre faite aux clients. Les trois types de *business model* se distinguent toutefois par le modèle de revenus, transactions pour BM1, réduction de coûts pour BM2 et publicité pour BM3.

Prenons l'exemple de la Fnac. Ce projet, de type BM1, mobilise le Big Data pour améliorer la gestion de la relation client. Par une segmentation plus fine et un meilleur ciblage des clients, il a permis de diviser par deux le nombre d'envois de mails sur l'activité billetterie, et d'augmenter sensiblement les ventes. Le projet n'a pas exigé de transformation organisationnelle particulière. Pour exploiter son importante base de données, l'enseigne fait appel à une *start-up* spécialisée dans l'analyse de données, qui mobilise ses propres analystes.

La seconde catégorie (Cat.2) regroupe les projets du type *business model* BM4. Ces projets visent un objectif de gains de productivité par automatisation. Les entreprises mobilisent des ingénieurs spécialistes en programmation, et doivent adapter l'organisation. Il n'est pas question ici de développer de nouvelles offres de produits et services, mais de renouveler ou

améliorer les offres existantes. C'est la modalité « Transaction » qui est prise par la variable modèle de revenus de ces projets.

C'est le cas de l'application « *Smart marketing automated recommandation tool* », du groupe AccorHotels. Cette solution automatisée permet de proposer des offres hautement personnalisées. Cet outil a conduit sur le web à un doublement du taux d'achat de nuitées, et un triplement du chiffre d'affaires des bannières publicitaires personnalisées. Le modèle de revenu, aligné à celui de l'entreprise, est du type transactions.

La troisième catégorie (Cat.3) regroupe les *business model* BM5, BM6 et BM7. La finalité de ces projets est d'apporter des gains de productivité par automatisation pour des offres de produits et services innovantes (à la différence de Cat.2). Ils mobilisent des compétences d'ingénieurs spécialistes et requièrent des transformations organisationnelles. Les modèles de revenus diffèrent selon les cas : Transaction, Réduction des coûts ou Abonnement.

Prenons l'exemple de Deezer (du type BM7), plateforme d'écoute de musique en *streaming*. Elle offre à ses clients différentes options, les plus avantageuses étant basées sur l'abonnement, source de revenus importante pour l'entreprise. Le développement de cette plateforme a exigé des investissements importants. Nous avons retenu la modalité « oui » pour la transformation organisationnelle requise dans ce cas, car Deezer constitue un modèle d'affaires tout à fait nouveau par rapport aux modèles traditionnels de l'industrie de la musique.

La quatrième catégorie (Cat.4) réunit les *business model* BM8, BM9 et BM10. Les projets ont pour finalité l'aide à la décision. De tels projets requièrent des ingénieurs spécialistes, et peuvent nécessiter des transformations organisationnelles. Les modèles de revenus sont soit de transactions, soit de réductions de coûts. Les offres élaborées peuvent être innovantes, ou n'être qu'un renouvellement d'offres déjà existantes.

Citons le projet Big Data de BMW (du type BM10), solution d'analyse prédictive pour réduire les défauts avant commercialisation des voitures. L'outil est alimenté par des données issues des différents services de l'entreprise, ainsi que de capteurs qui équipent les prototypes dédiés aux tests. Le projet a permis de réduire les coûts en corrigeant très tôt des défauts identifiés lors des phases de test. Le modèle de revenus est donc de réduction des coûts.

Quelques adaptations organisationnelles ont été nécessaires, afin d'accompagner le personnel dans l'utilisation de l'outil.

Notre dernière catégorie (Cat.5) regroupe un seul type de *business model* (BM11), pour des projets Big Data dont la finalité d'usage est la création de nouveaux services. Les ressources et les compétences mobilisées sont diversifiées, et les transformations organisationnelles sont importantes. Il s'agit même de nouvelles configurations des fonctions de l'entreprise, nécessaires au développement des nouvelles offres. Le modèle de revenus est principalement celui des transactions issues de la commercialisation des produits et services créés *via* les données.

Citons le cas « Taskrabbit », application d'entraide mettant en relation des particuliers d'un même voisinage pour des tâches rémunérées (poster un courrier, promener un chien, etc.). Cette plateforme vise une « consommation collaborative ». Les compétences mobilisées dans ce cas de figure sont diversifiées : il s'agit en premier lieu de celles des utilisateurs de la plateforme, mais aussi celles de ses fondateurs et employés internes.

Ce modèle requiert des transformations organisationnelles : l'organisation du projet est intégralement construite *ad'hoc*. On fait appel à une nouvelle catégorie de travailleurs, rémunérés "à la micro tâche". Le modèle de revenus est « transactions » (la rémunération est déterminée *via* des algorithmes). Il peut exister des modèles de revenus par abonnements ou par publicité.

CONCLUSION

Nous avons tenté ici d'identifier et de comprendre les *business model* du Big Data, Pour cela, nous avons mobilisé la typologie des modèles d'usage des projets Big Data de [Bénavent \(2014\)](#) et diverses contributions significatives sur les modèles d'affaires ([Lecocq et al , 2006](#)).

L'examen de 46 projets Big Data nous a permis d'identifier 11 modèles d'affaires différents. Nous les avons classés en 5 catégories de *business model* selon les similitudes qu'ils présentent. La première catégorie regroupe des projets dont la finalité d'usage est d'améliorer la connaissance de l'entreprise. Pour les deuxième et troisième catégories, il s'agit d'automatiser des processus de l'entreprise. La quatrième catégorie vise à aider les employés dans la prise de décision. Pour ces quatre premières catégories, les solutions Big Data sont

destinées à un usage interne. La catégorie 5, constituée de « plateformes », se distingue par des offres de produits et services innovantes (Uber ou Blablacar par exemple).

En identifiant 5 catégories de modèles d'affaires des projets du Big Data, nous espérons avoir contribué à la clarification de la question de la valorisation de tels projets. Il nous restera à tester cette typologie sur un échantillon plus important, et d'en mieux dégager les implications managériales.

BIBLIOGRAPHIE

Babinet, G. (2016). *Penser l'homme et le monde autrement*. Paris: Le Passeur

Bénavent, C. (2014). Big Data: no best way. *Le libellio AEGIS*, 10(4), 5-14.

Bénavent, C. (2016). *Plateformes Sites collaboratifs, marketplaces, réseaux sociaux...comment ils influencent nos choix*. FYP Editions.

Bughin, J., Manyika, J. et Chui, M. (2010). Clouds, big data, and smart assets: Ten tech-enabled business trends to watch, *McKinsey Quarterly*.

Bughin, J., Livingston, J. et Marwaha, S. (2011). Seizing the potential of 'Big Data'. *McKinsey Quarterly*.

Chen, H., Chiang Roger, H.L. et Storey Veda, C. (2012). Business intelligence and analytics: From Big Data to Big Impact, *MIS Quarterly*, 36, 4, 1165-1188

Chignard, S. et Benyayer, L.D. (2015). *Datanomics Les nouveaux business models des données*. FYP Editions.

Davenport, T. (2014). *Stratégies Big Data*. Paris: Les Editions Pearson.

Davenport, T., Barth, P. et Bean, R. (2012). How 'Big Data' is Different, *MIT Sloan Management Review*, 54(1).

Günther W-A., Mehrizi, M. Huysman, M. et Feldberg, F. (2017). Debating big data: A literature review on realizing value from big data. *Journal of Strategic Information Systems*, 26, 3, 191-209

Hagen, C., Marco, C., Dan W., Ajay, Y., Khalid, K. Jason, M., et Hugo. (2013). *Big Data and the Creative Destruction of Today's Business Models*, AtKearney

Hartmann, P.M., Zaki, M., Feldmann, N. et Neely, A. (2014). *Big Data for Big Business, A taxonomy of Data-driven Business Models used by start up firms*, working paper version, Cambridge Alliance Service

[Laney, D. \(2012\). *Deja VVVu: Others Claiming Gartner's Construct for Big Data*](https://blogs.gartner.com/doug-laney/deja-vvvue-others-claiming-gartners-volume-velocity-variety-construct-for-big-data/), Blog: <https://blogs.gartner.com/doug-laney/deja-vvvue-others-claiming-gartners-volume-velocity-variety-construct-for-big-data/>

Lawrence, P.R. et Lorsch, J.W. (1967). *Differentiation and Integration in Complex Organizations*, *Administrative Science Quarterly*, 12, 1, 1-47

Lecocq, X., Demil, B., et Warnier, V. (2006), *Le Business Model, un outil d'analyse stratégique*, *L'Expansion Management Review*, 123, 96-109.

McAfee, A. et Brynjolfsson, E. (2012), *Big Data: The management Revolution*, *Harvard Business Review*.

Monino, J.L. et Sedkaoui, S. (2016). *Big Data, Open Data et valorisation des données*. Royaume-Uni: ISTE Editions

Osterwalder, A. et Pigneur, Y. (2002). *An e-Business Ontology for Modeling e-Business*, 15th Bled Electronic Commerce Conference.

Schroeck, M., Shockley, R., Smart, J., Romero-Morales, D. et Tufano, P. (2012), *Analytics: The real-world use of big data. How innovative enterprises extract value from uncertain data*, IBM Institute for Business Value, Saïd Business School at the University of Oxford.

Tapscott, D., Lowy A. et D. Ticoll (2000), *Digital Capital: Harnessing the Power of Business Webs*,

Timmers, P. (1998). *Business Models for Electronic Markets*, *Electronic Markets*, 8 (2)

Walker, R. (2015). *From Big Data to Big Profits Success with Data and Analytics*. Etats-Unis: Oxford University Press

Zott, C., Amit, R. et Massa L.(2011). The Business Model: Recent Developments and Future Research, *Journal of management*, Volume 37, Issue 4, 1019–1042

TABLEAUX

| Modèle | Finalité | Compétences requises | Transformation organisationnelle requise |
|-----------------------|--|-------------------------------------|--|
| Connaissance | Amélioration des études | Data_scientist | Non |
| Automatisation | Réduction des coûts/Gain de productivité | Ingénieurs_spécialistes | Oui |
| Empowerment | Renseignement/ aide à la décision | Ingénieurs_spécialistes, Marketeurs | Oui |
| Services | Création de services, consommation collaborative | Diversifiées | Oui |

Tableau 30 Typologie des modèles d'usage du Big Data de Bénavent (2014)

| Ressources compétences mobilisées | Finalité d'usage des données | Transformation organisationnelle requise | Offre de produits et services | Modèle de revenus de l'entreprise | Modèle de revenus du projet |
|--|---|---|--|--|--|
| -Data_scientist -Ingénieurs_Spécialisés -Ingénieurs_Spécialisés -Diversifiées | -Amélioration études -Gain de productivité -Aide à la décision -Création de services | -Pas de transformation -Transformation de l'organisation | -Pas d'innovation-même offre -Offre innovante | - Pub - Transaction - Commission - Réduction de coûts - Abonnement | - Pub - Transaction - Commission - Réduction de coûts - Abonnement |

Tableau 31 Modalités des variables caractérisant les modèles d'affaires des projets Big Data. D'après Lecocq et al, 2006; Bénavent, 2014

| Catégorie Business Model | Business Model Emergent | Caractéristiques des composantes des business model émergents | | | | | Projets Big Data identifiés |
|--------------------------|-------------------------|---|--|------------------------------|-------------------------------|--------------------------|--|
| | | Ressources et compétences mobilisées | Transformation organisationnelle requise | Finalité d'usage du Big Data | Offre de produits et services | Modèle revenus projet | |
| Cat.1 | BM1 | Data-scientist | Pas de transformation | Amélioration Etudes | Pas d'innovation-Même offre | Transaction | 3 projets : SFR, Axciom, Ford, Fnac |
| | BM2 | Data-scientist | Pas de transformation | Amélioration Etudes | Pas d'innovation-Même offre | Réduction Coûts | 7 projets : Tesco, Citigroup, Sears Holding, Bank of America, PSA, M6 TV, Nissan |
| | BM3 | Data-scientist | Pas de transformation | Amélioration Etudes | Pas d'innovation-Même offre | Pub | 1 projet : Le parisien |
| Cat.2 | BM4 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation | Gain_Productivité | Pas d'innovation-Même offre | Transaction | 2 projets : Accor Hôtels, Dominos Pizza |
| Cat.3 | BM5 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation | Gain_Productivité | Innovation | Transaction | 1 projet : Amazon, |
| | BM6 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation | Gain_Productivité | Innovation | Réduction coûts | 2 projet : Randstad, Monster « see more » |
| | BM7 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation | Gain_Productivité | Innovation | Abonnement | 2 projets : LinkedIn, Dozer, Netflix |
| Cat.4 | BM8 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation | Aide_Décision | Innovation | Transaction | 2 projets : Tesla, Campagne électorale Obama. |
| | BM9 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation | Aide_Décision | Pas d'innovation-Même offre | Transaction | 2 projets : Toyota, Darty, Disney « My Magic+ » |
| | BM10 | Ingénieurs-spécialistes | Transformation | Aide_Décision | Pas d'innovation-Même offre | Réduction coûts | 13 projets : AT&T, Tour de France, BMW, Dickey's Barbecue, UPS, Rolls Royce, Bayes Impact, Orange LiveBox, Indy race, Airbus, Snec « Tranquilien » |
| Cat.5 | BM11 | Diversifiées | Transformation | Création_services | Innovation | Transaction (Commission) | 9 projets : Uber (projet 1), DidiKuaidi, taskrabit, Airbnb, Blablacar, Postmates, Uber (projet 2), Meetic, Disney |

Tableau 32 Modèles d'affaires et Catégories de modèles d'affaires du Big Data

Annexe 4 Tableau Disjonctif Complet

| NomEntrepriseProjet | RC_DataSci | RC_IngSpec | RC_Divers | TO_pas_de | TO_Adapt | TO_Transf | O_FU_Amel | O_FU_AideDec | O_FU_GainsProd | O_FU_CreaServ | O_PropValInnv | O_PropValMéme | ModRev_Transac | ModRev_RedCts | ModRev_Pub |
|---|------------|------------|-----------|-----------|----------|-----------|-----------|--------------|----------------|---------------|---------------|---------------|----------------|---------------|------------|
| SFR | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Orange "Sauvons les LiveBox" | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| AT&T "Tower Outage Analyzer" | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Darty | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Auchan | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Campagne électorale Obama 2012 organisée par Bli | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| Disney "Programme MyMagic+" | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Tesco | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Citigroup "Data Innovation" | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Sears Holding | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Fnac | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Indy Race 500 McLaren rattachée à McLaren Technic | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Le Tour de France gérée par l'entreprise Amaury Spo | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Bank of America | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| BMW | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| PSA | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| AccorsHotels "Smart marketing automated recommar | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| M6 Publicité | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Airbus | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Boeing | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Pratt & Whitney | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| Tesla | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Toyota "Big Data Traffic Information Service " | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Ford "SIMS: Smart Inventory Management System" | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| DOMINO'S PIZZA | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Randstad | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Monster "See More" | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Diokeys Barbecue Pit " Smoke Stack" | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Nissan "NCD Nissan Customer Database" | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| UPS "ORION "On Road Integrated Optimisation and I | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Netflix | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Amazon | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| LinkedIn | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Rolls Royce | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 1 | 2 |
| Acxom | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Uber | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Didi Chuxing (Didi Kuaid avant) | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| TaskRabbit | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Airbnb | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Blablacar | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Postmates | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Meetic | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Deezer | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| BayesImpact | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Deliveroo | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| COURSERA | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Booking | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 2 | 2 |
| Google | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 |
| Facebbok | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 |
| Instagram | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 1 |

Annexe 5 Sorties de l'AFCM sous SPSS V 23

Correspondance multiple

| Remarques | |
|----------------|--|
| Sortie obtenue | 08-APR-2019 10:19:22 |
| Commentaires | |
| Entrée | Données |
| | \\toncloud\jaussaud\$\BureauDistant\Bureau\Big Data SPSS recode 1 et 2.sav |
| | Jeu de données actif |
| | Jeu_de_données1 |
| | Filtre |
| | <sans> |
| | Pondération |
| | <sans> |
| | Fichier scindé |
| | <sans> |
| | N de lignes dans le fichier de travail |
| | 46 |

Syntaxe

```
MULTIPLE CORRES
VARIABLES=RC_DataSci RC_IngSpec
RC_Divers TO_pas_de TO_Adapt TO_Transf
O_FU_Amel
  O_FU_AideDec O_FU_GainsProd
O_FU_CreaServ O_PropValInniv
O_PropValMême ModRev_Transac
ModRev_RedCts
  ModRev_Com
/ANALYSIS=RC_DataSci(WEIGHT=1)
RC_IngSpec(WEIGHT=1)
RC_Divers(WEIGHT=1)
TO_pas_de(WEIGHT=1)
  TO_Adapt(WEIGHT=1)
TO_Transf(WEIGHT=1)
O_FU_Amel(WEIGHT=1)
O_FU_AideDec(WEIGHT=1)
  O_FU_GainsProd(WEIGHT=1)
O_FU_CreaServ(WEIGHT=1)
O_PropValInniv(WEIGHT=1)
O_PropValMême(WEIGHT=1)
  ModRev_Transac(WEIGHT=1)
ModRev_RedCts(WEIGHT=1)
ModRev_Com(WEIGHT=1)

/MISSING=RC_DataSci(PASSIVE,MODEIMPU)
RC_IngSpec(PASSIVE,MODEIMPU)
RC_Divers(PASSIVE,MODEIMPU)
  TO_pas_de(PASSIVE,MODEIMPU)
TO_Adapt(PASSIVE,MODEIMPU)
TO_Transf(PASSIVE,MODEIMPU)
  O_FU_Amel(PASSIVE,MODEIMPU)
```

| | | |
|-------------------------------|---------------------|-------------------------------|
| Ressources | Temps de processeur | 00:00:01,62 |
| | Temps écoulé | 00:00:01,34 |
| Variables créées ou modifiées | OBSCO1_2 | Dimension de scores d'objet 1 |
| | OBSCO2_2 | Dimension de scores d'objet 2 |

[Jeu_de_données1] \\toncloud\jaussaud\$\BureauDistant\Bureau\Big Data SPSS recode 1 et 2.sav

Crédit

Multiple Correspondence
 Version 1.0
 by
 Leiden SPSS Group
 Leiden University
 The Netherlands

Récapitulatif de traitement des observations

| | |
|--|----|
| Observations actives valides | 46 |
| Observations actives avec valeurs manquantes | 0 |
| Observations supplémentaires | 0 |
| Total | 46 |

| | |
|---------------------------------------|----|
| Observations utilisées dans l'analyse | 46 |
|---------------------------------------|----|

Historique des itérations

| Numéro d'itération | Variance représentée | | Perte |
|--------------------|----------------------|--------------|-----------|
| | Total | Augmentation | |
| 13 ^a | 4,790197 | ,000005 | 10,209803 |

a. Le processus d'itération a été interrompu, car la valeur de test de convergence a été atteinte.

Récapitulatif des modèles

| Dimension | Alpha de Cronbach | Variance représentée | | |
|-----------|-------------------|-----------------------|---------|------------------|
| | | Total (Valeur propre) | Inertie | % de la variance |
| 1 | ,897 | 6,127 | ,408 | 40,849 |
| 2 | ,761 | 3,453 | ,230 | 23,020 |
| Total | | 9,580 | ,639 | |
| Moyenne | ,848 ^a | 4,790 | ,319 | 31,935 |

a. La moyenne alpha de Cronbach est basée sur la valeur propre moyenne.

Quantifications

Table

RC_DataSci

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | |
|-----------|-----------|--------------------------|--------|
| | | Dimension | |
| | | 1 | 2 |
| oui | 10 | -,878 | -1,584 |
| non | 36 | ,244 | ,440 |

Normalisation variable principale.

RC_IngSpec

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | |
|-----------|-----------|--------------------------|-------|
| | | Dimension | |
| | | 1 | 2 |
| oui | 23 | -,260 | ,712 |
| non | 23 | ,260 | -,712 |

Normalisation variable principale.

RC_Divers

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | |
|-----------|-----------|--------------------------|-------|
| | | Dimension | |
| | | 1 | 2 |
| oui | 13 | 1,135 | -,042 |
| non | 33 | -,447 | ,016 |

Normalisation variable principale.

TO_pas_de

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | |
|-----------|-----------|--------------------------|--------|
| | | Dimension | |
| | | 1 | 2 |
| oui | 5 | -,693 | -2,291 |
| non | 41 | ,085 | ,279 |

Normalisation variable principale.

TO_Adapt

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | |
|-----------|-----------|--------------------------|-------|
| | | Dimension | |
| | | 1 | 2 |
| oui | 22 | -,764 | ,445 |
| non | 24 | ,700 | -,408 |

Normalisation variable principale.

TO_Transf

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | |
|-----------|-----------|--------------------------|-------|
| | | Dimension | |
| | | 1 | 2 |
| oui | 19 | 1,067 | ,088 |
| non | 27 | -,751 | -,062 |

Normalisation variable principale.

O_FU_Amel

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | |
|-----------|-----------|--------------------------|--------|
| | | Dimension | |
| | | 1 | 2 |
| oui | 10 | -,878 | -1,584 |
| non | 36 | ,244 | ,440 |

Normalisation variable principale.

O_FU_AideDec

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | |
|-----------|-----------|--------------------------|-------|
| | | Dimension | |
| | | 1 | 2 |
| oui | 18 | -,542 | ,836 |
| non | 28 | ,349 | -,537 |

Normalisation variable principale.

O_FU_GainsProd

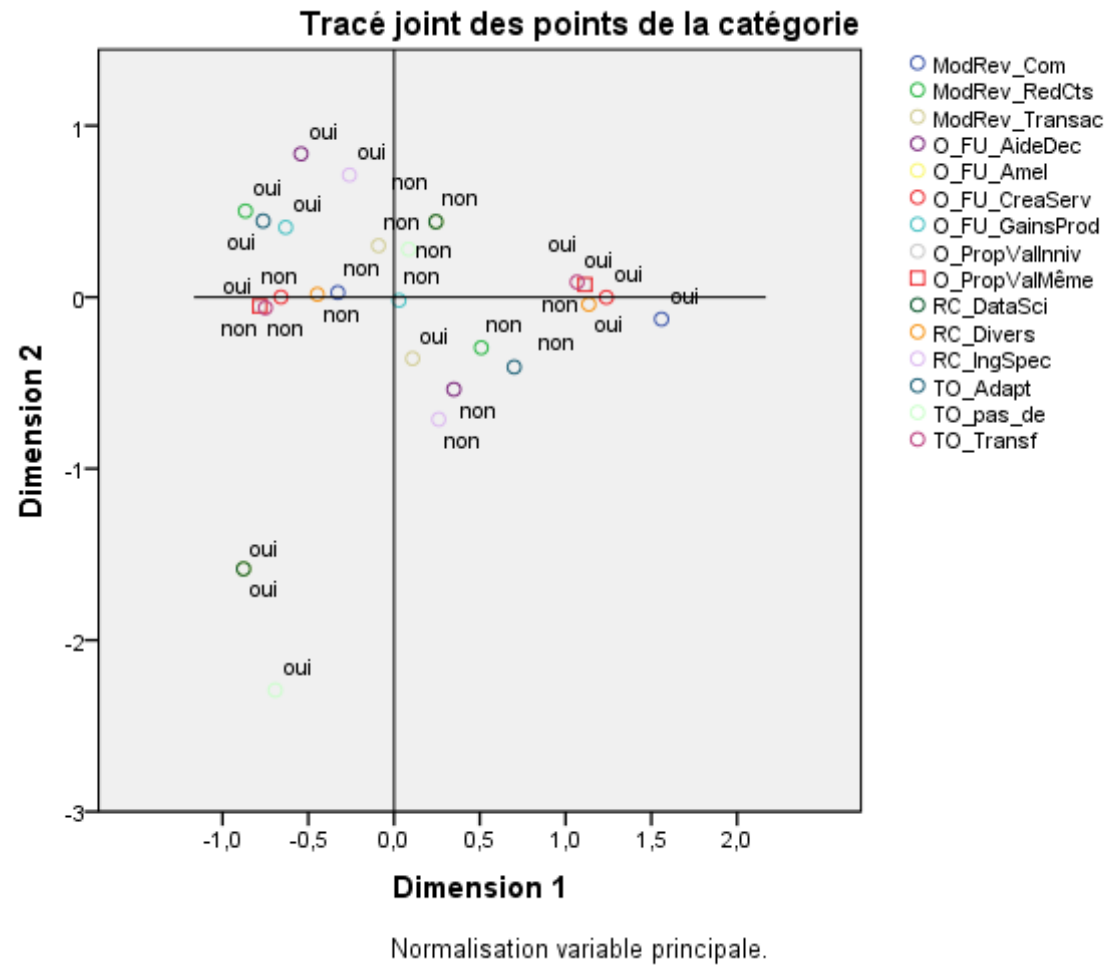
Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | |
|-----------|-----------|--------------------------|-------|
| | | Dimension | |
| | | 1 | 2 |
| oui | 2 | -,632 | ,407 |
| non | 44 | ,029 | -,018 |

Normalisation variable principale.

Tracé

Points de la catégorie



Variables transformées des corrélations

Dimension: 1

| | RC_DataSci | RC_IngSpec | RC_Divers | TO_pas de | TO_Adapt | TO_Transf | O_FU_Amel | O_FU_AideDec | O_FU_Gains |
|----------------|------------|------------|-----------|-----------|----------|-----------|-----------|--------------|------------|
| RC_DataSci | 1,000 | -,527 | ,331 | ,663 | ,023 | ,442 | 1,000 | -,423 | |
| RC_IngSpec | -,527 | 1,000 | ,628 | -,349 | ,348 | ,132 | -,527 | ,445 | |
| RC_Divers | ,331 | ,628 | 1,000 | ,219 | ,408 | ,552 | ,331 | ,108 | |
| TO_pas_de | ,663 | -,349 | ,219 | 1,000 | -,334 | ,293 | ,663 | -,280 | |
| TO_Adapt | ,023 | ,348 | ,408 | -,334 | 1,000 | ,803 | ,023 | ,481 | |
| TO_Transf | ,442 | ,132 | ,552 | ,293 | ,803 | 1,000 | ,442 | ,311 | |
| O_FU_Amel | 1,000 | -,527 | ,331 | ,663 | ,023 | ,442 | 1,000 | -,423 | |
| O_FU_AideDec | -,423 | ,445 | ,108 | -,280 | ,481 | ,311 | -,423 | 1,000 | |
| O_FU_GainsProd | -,112 | ,213 | ,134 | -,074 | ,223 | ,179 | -,112 | -,171 | |
| O_FU_CreaServ | ,385 | ,091 | ,454 | ,255 | ,608 | ,778 | ,385 | ,586 | |
| O_PropVallniv | ,442 | ,132 | ,552 | ,293 | ,626 | ,821 | ,442 | ,401 | |
| O_PropValMême | ,442 | ,132 | ,552 | ,293 | ,626 | ,821 | ,442 | ,401 | |
| ModRev_Transac | -,046 | -,044 | -,091 | -,381 | ,266 | ,029 | -,046 | ,198 | |
| ModRev_RedCts | ,142 | ,315 | ,481 | -,267 | ,619 | ,459 | ,142 | ,494 | |
| ModRev_Com | ,242 | ,459 | ,731 | ,160 | ,439 | ,547 | ,242 | ,368 | |
| Dimension | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | |
| Valeur propre | 6,127 | 3,453 | 1,981 | 1,159 | 1,054 | ,563 | ,393 | ,202 | |

Objets

Scores d'objet

| Numéro de l'observation | Dimension | |
|-------------------------|-----------|--------|
| | 1 | 2 |
| 1 | -,693 | -2,291 |
| 2 | -,926 | 1,105 |
| 3 | -,926 | 1,105 |
| 4 | -,926 | 1,105 |
| 5 | -,326 | ,254 |
| 6 | ,828 | ,123 |
| 7 | ,828 | ,123 |
| 8 | -,693 | -2,291 |
| 9 | -1,062 | -,877 |
| 10 | -1,062 | -,877 |
| 11 | -,693 | -2,291 |
| 12 | -,307 | 1,178 |
| 13 | -,926 | 1,105 |
| 14 | -1,062 | -,877 |
| 15 | -,926 | 1,105 |
| 16 | -1,062 | -,877 |
| 17 | -,632 | ,407 |
| 18 | -,693 | -2,291 |
| 19 | -,926 | 1,105 |
| 20 | -,926 | 1,105 |
| 21 | -,391 | ,902 |
| 22 | ,940 | ,154 |
| 23 | -,669 | ,682 |
| 24 | -,326 | ,254 |

| | | |
|----|--------|--------|
| 25 | -,632 | ,407 |
| 26 | -,669 | ,682 |
| 27 | ,405 | ,357 |
| 28 | -,926 | 1,105 |
| 29 | -1,062 | -,877 |
| 30 | -,926 | 1,105 |
| 31 | ,940 | ,154 |
| 32 | ,940 | ,154 |
| 33 | ,940 | ,154 |
| 34 | -,391 | ,902 |
| 35 | -,693 | -2,291 |
| 36 | 1,559 | -,128 |
| 37 | 1,559 | -,128 |
| 38 | 1,559 | -,128 |
| 39 | 1,559 | -,128 |
| 40 | 1,559 | -,128 |
| 41 | 1,559 | -,128 |
| 42 | 1,283 | -,275 |
| 43 | ,940 | ,154 |
| 44 | ,940 | ,154 |
| 45 | 1,559 | -,128 |
| 46 | 1,559 | -,128 |

Normalisation variable principale.

Contributions à l'objet

| Numéro de l'observation | Masse | Inertie | Contribution |
|-------------------------|-------|---------|--------------|
|-------------------------|-------|---------|--------------|

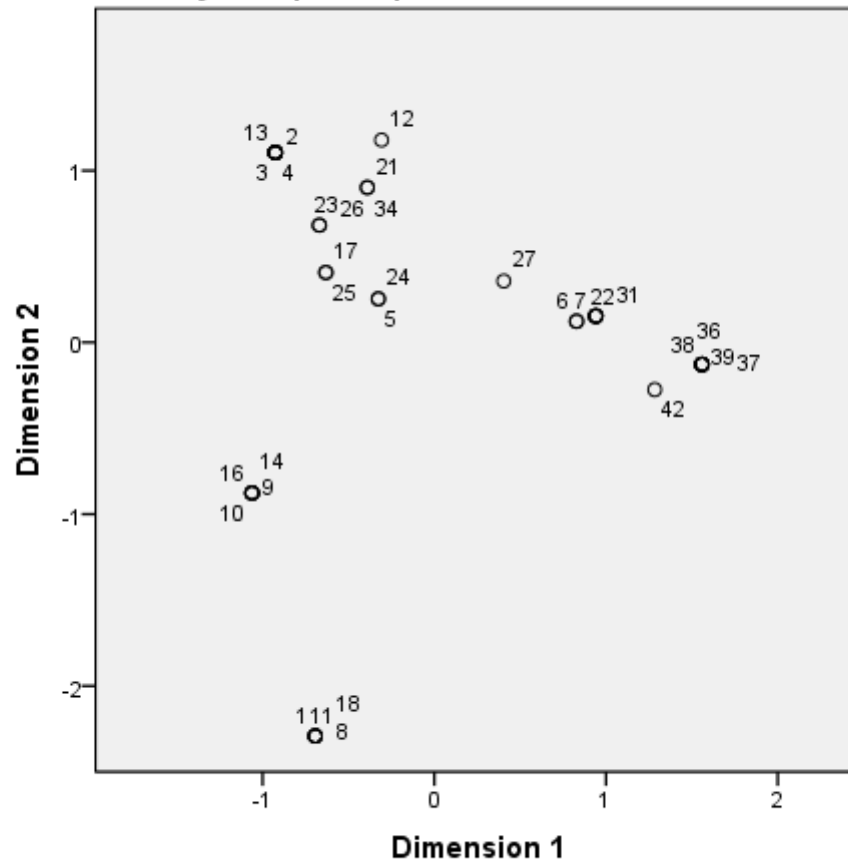
| | | | Du point vers l'inertie de la dimension | | De la dimension vers l'inertie du point | | |
|----|------|------|---|------|---|------|-------|
| | | | 1 | 2 | 1 | 2 | Total |
| 1 | ,022 | ,033 | ,010 | ,114 | ,128 | ,787 | ,915 |
| 2 | ,022 | ,015 | ,019 | ,027 | ,517 | ,415 | ,932 |
| 3 | ,022 | ,015 | ,019 | ,027 | ,517 | ,415 | ,932 |
| 4 | ,022 | ,015 | ,019 | ,027 | ,517 | ,415 | ,932 |
| 5 | ,022 | ,017 | ,002 | ,001 | ,057 | ,019 | ,076 |
| 6 | ,022 | ,020 | ,015 | ,000 | ,311 | ,004 | ,315 |
| 7 | ,022 | ,020 | ,015 | ,000 | ,311 | ,004 | ,315 |
| 8 | ,022 | ,033 | ,010 | ,114 | ,128 | ,787 | ,915 |
| 9 | ,022 | ,023 | ,025 | ,017 | ,435 | ,167 | ,602 |
| 10 | ,022 | ,023 | ,025 | ,017 | ,435 | ,167 | ,602 |
| 11 | ,022 | ,033 | ,010 | ,114 | ,128 | ,787 | ,915 |
| 12 | ,022 | ,017 | ,002 | ,030 | ,050 | ,413 | ,463 |
| 13 | ,022 | ,015 | ,019 | ,027 | ,517 | ,415 | ,932 |
| 14 | ,022 | ,023 | ,025 | ,017 | ,435 | ,167 | ,602 |
| 15 | ,022 | ,015 | ,019 | ,027 | ,517 | ,415 | ,932 |
| 16 | ,022 | ,023 | ,025 | ,017 | ,435 | ,167 | ,602 |
| 17 | ,022 | ,044 | ,009 | ,004 | ,080 | ,019 | ,099 |
| 18 | ,022 | ,033 | ,010 | ,114 | ,128 | ,787 | ,915 |
| 19 | ,022 | ,015 | ,019 | ,027 | ,517 | ,415 | ,932 |
| 20 | ,022 | ,015 | ,019 | ,027 | ,517 | ,415 | ,932 |
| 21 | ,022 | ,016 | ,003 | ,018 | ,087 | ,262 | ,350 |
| 22 | ,022 | ,017 | ,019 | ,001 | ,459 | ,007 | ,466 |
| 23 | ,022 | ,014 | ,010 | ,010 | ,292 | ,171 | ,463 |
| 24 | ,022 | ,017 | ,002 | ,001 | ,057 | ,019 | ,076 |
| 25 | ,022 | ,044 | ,009 | ,004 | ,080 | ,019 | ,099 |

| | | | | | | | |
|-------------|-------|-------|-------|-------|------|------|------|
| 26 | ,022 | ,014 | ,010 | ,010 | ,292 | ,171 | ,463 |
| 27 | ,022 | ,016 | ,004 | ,003 | ,089 | ,039 | ,128 |
| 28 | ,022 | ,015 | ,019 | ,027 | ,517 | ,415 | ,932 |
| 29 | ,022 | ,023 | ,025 | ,017 | ,435 | ,167 | ,602 |
| 30 | ,022 | ,015 | ,019 | ,027 | ,517 | ,415 | ,932 |
| 31 | ,022 | ,017 | ,019 | ,001 | ,459 | ,007 | ,466 |
| 32 | ,022 | ,017 | ,019 | ,001 | ,459 | ,007 | ,466 |
| 33 | ,022 | ,017 | ,019 | ,001 | ,459 | ,007 | ,466 |
| 34 | ,022 | ,016 | ,003 | ,018 | ,087 | ,262 | ,350 |
| 35 | ,022 | ,033 | ,010 | ,114 | ,128 | ,787 | ,915 |
| 36 | ,022 | ,026 | ,053 | ,000 | ,821 | ,003 | ,824 |
| 37 | ,022 | ,026 | ,053 | ,000 | ,821 | ,003 | ,824 |
| 38 | ,022 | ,026 | ,053 | ,000 | ,821 | ,003 | ,824 |
| 39 | ,022 | ,026 | ,053 | ,000 | ,821 | ,003 | ,824 |
| 40 | ,022 | ,026 | ,053 | ,000 | ,821 | ,003 | ,824 |
| 41 | ,022 | ,026 | ,053 | ,000 | ,821 | ,003 | ,824 |
| 42 | ,022 | ,020 | ,036 | ,002 | ,724 | ,019 | ,742 |
| 43 | ,022 | ,017 | ,019 | ,001 | ,459 | ,007 | ,466 |
| 44 | ,022 | ,017 | ,019 | ,001 | ,459 | ,007 | ,466 |
| 45 | ,022 | ,026 | ,053 | ,000 | ,821 | ,003 | ,824 |
| 46 | ,022 | ,026 | ,053 | ,000 | ,821 | ,003 | ,824 |
| Total actif | 1,000 | 1,000 | 1,000 | 1,000 | | | |

Normalisation variable principale.

Points des objets étiquetés par

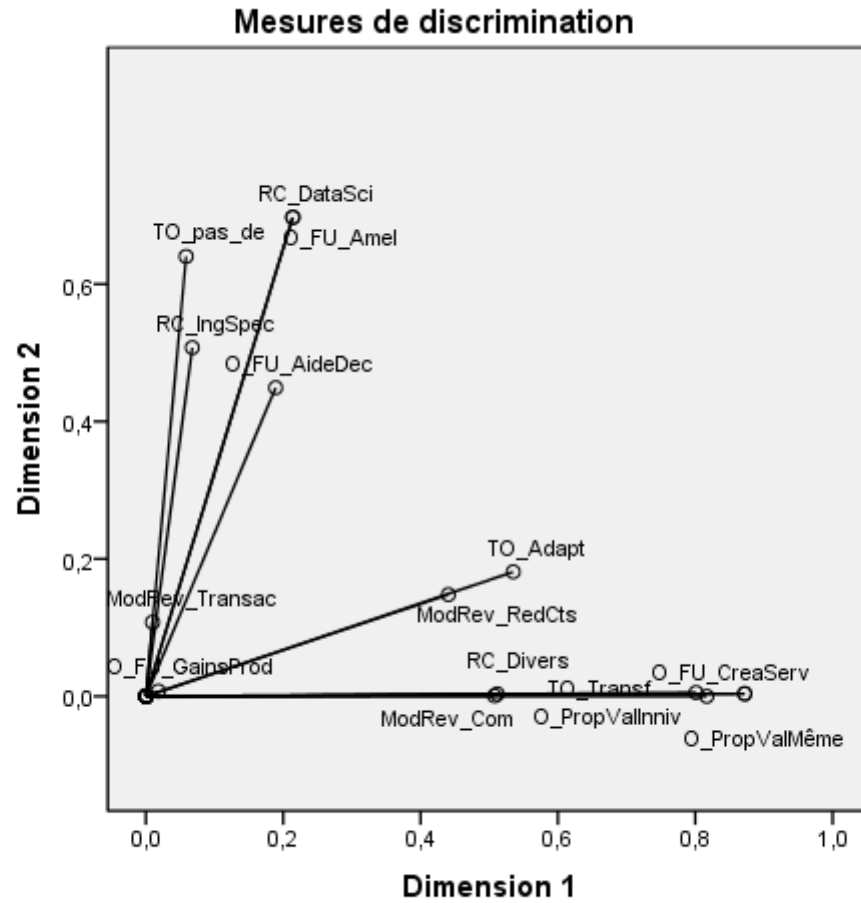
Points d'objet étiquetés par Numéros d'observations



Normalisation variable principale.

Mesures de discrimination

| Mesures de discrimination | | | |
|---------------------------|-----------|--------|---------|
| | Dimension | | Moyenne |
| | 1 | 2 | |
| RC_DataSci | ,214 | ,697 | ,456 |
| RC_IngSpec | ,068 | ,508 | ,288 |
| RC_Divers | ,508 | ,001 | ,254 |
| TO_pas_de | ,059 | ,640 | ,349 |
| TO_Adapt | ,535 | ,181 | ,358 |
| TO_Transf | ,801 | ,005 | ,403 |
| O_FU_Amel | ,214 | ,697 | ,456 |
| O_FU_AideDec | ,189 | ,449 | ,319 |
| O_FU_GainsProd | ,018 | ,008 | ,013 |
| O_FU_CreaServ | ,817 | ,000 | ,408 |
| O_PropVallniv | ,872 | ,004 | ,438 |
| O_PropValMême | ,872 | ,004 | ,438 |
| ModRev_Transac | ,010 | ,108 | ,059 |
| ModRev_RedCts | ,440 | ,148 | ,294 |
| ModRev_Com | ,512 | ,003 | ,258 |
| Total actif | 6,127 | 3,453 | 4,790 |
| % de la variance | 40,849 | 23,020 | 31,935 |



Normalisation variable principale.

Annexe 6 Sorties des Classifications hiérarchiques sous SPSS V 23

```
DATASET DECLARE D0.9246551776891387.  
PROXIMITIES  RC_DataSci RC_IngSpec RC_Divers TO_pas_de TO_Adapt TO_Transf O_FU_Amel O_FU_AideDec  
  O_FU_GainsProd O_FU_CreaServ O_PropValInniv O_PropValMême ModRev_Transac ModRev_RedCts ModRev_Com  
/MATRIX OUT(D0.9246551776891387)  
/VIEW=VARIABLE  
/MEASURE=BSEUCLID(1,2)  
/PRINT NONE  
/STANDARDIZE=NONE.
```

Proximités

| Remarques | |
|----------------|----------------------|
| Sortie obtenue | 08-APR-2019 11:06:38 |
| Commentaires | |

| | | |
|--------------------------------|--|--|
| Entrée | Données | \\toncloud\jaussaud\$\BureauDistant\Bureau\Big Data SPSS recode 1 et 2.sav |
| | Jeu de données actif | Jeu_de_données1 |
| | Filtre | <sans> |
| | Pondération | <sans> |
| | Fichier scindé | <sans> |
| | N de lignes dans le fichier de travail | 46 |
| Gestion des valeurs manquantes | Définition de la valeur manquante | Les valeurs manquantes définies par l'utilisateur sont traitées comme étant manquantes. |
| | Observations utilisées | Les statistiques sont basées sur des observations dépourvues de valeurs manquantes dans les variables utilisées. |
| Syntaxe | | PROXIMITIES RC_DataSci RC_IngSpec RC_Divers TO_pas_de TO_Adapt TO_Transf O_FU_AmeI O_FU_AideDec O_FU_GainsProd O_FU_CreaServ O_PropValInniv O_PropValMême ModRev_Transac ModRev_RedCts ModRev_Com /MATRIX OUT(D0.9246551776891387) /VIEW=VARIABLE /MEASURE=BSEUCLID(1,2) /PRINT NONE /STANDARDIZE=NONE. |
| Ressources | Temps de processeur | 00:00:00,03 |

| | | |
|----------------------|-------------------------------|-----------------------------|
| | Temps écoulé | 00:00:00,02 |
| | Octets de l'espace de travail | 1440 |
| Fichiers enregistrés | Fichier de la matrice | Dataset D0.9246551776891387 |

Récapitulatif de traitement des observations^b

| Observations | | | | | | | |
|--------------|-------------|------------------|-------------|--|-------------|-------|-------------|
| Valide | | Rejeté | | | | Total | |
| | | Valeur manquante | | Valeur binaire hors plage ^a | | | |
| N | Pourcentage | N | Pourcentage | N | Pourcentage | N | Pourcentage |
| 46 | 100,0% | 0 | 0,0% | 0 | 0,0% | 46 | 100,0% |

a. Valeur différente de 1 et 2.

b. Carré de la distance euclidienne binaire Utilisée

CLUSTER

```

/MATRIX IN(D0.9246551776891387)
/METHOD BAVERAGE
/PRINT SCHEDULE
/PLOT DENDROGRAM VICICLE.
    
```

Cluster

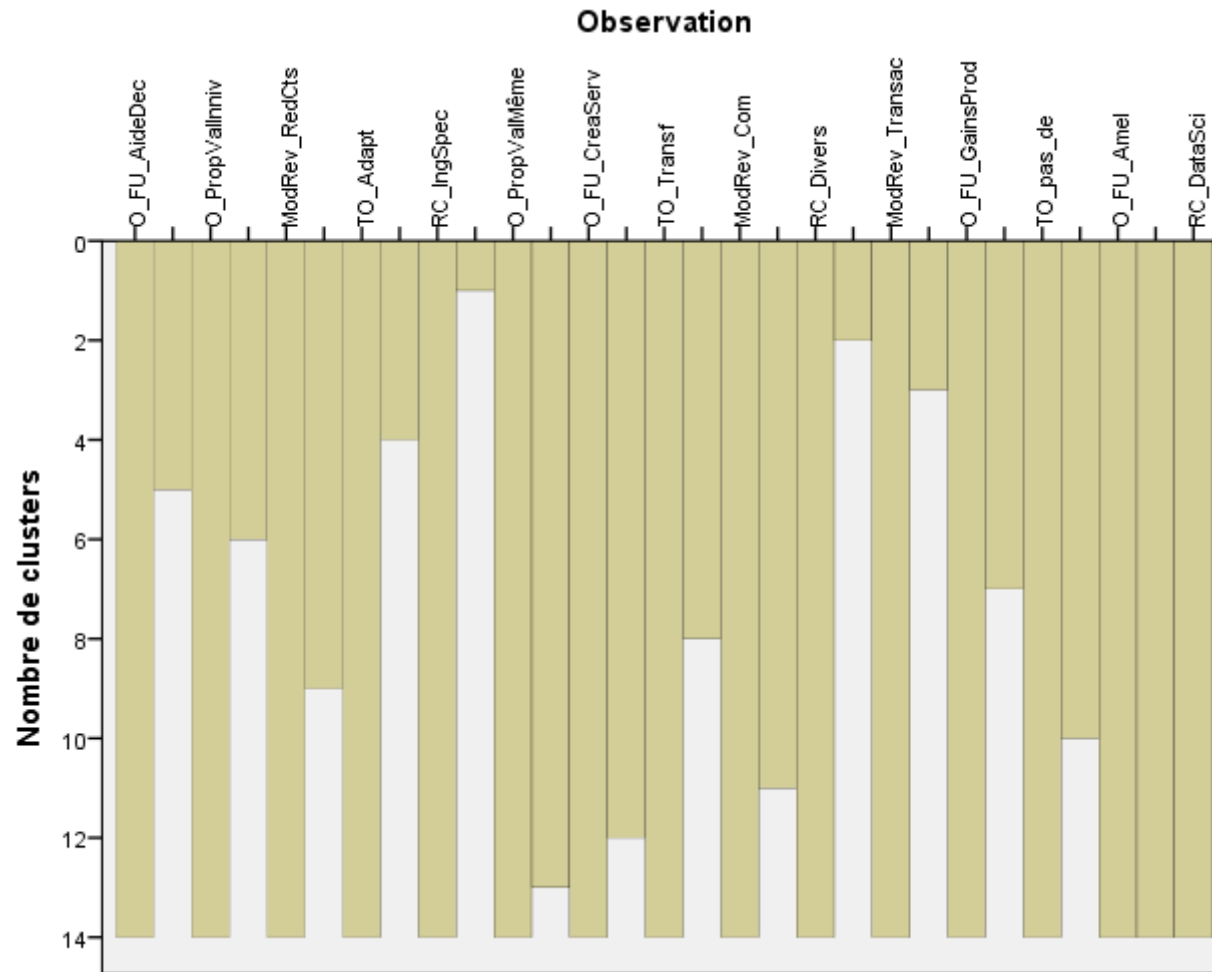
Remarques

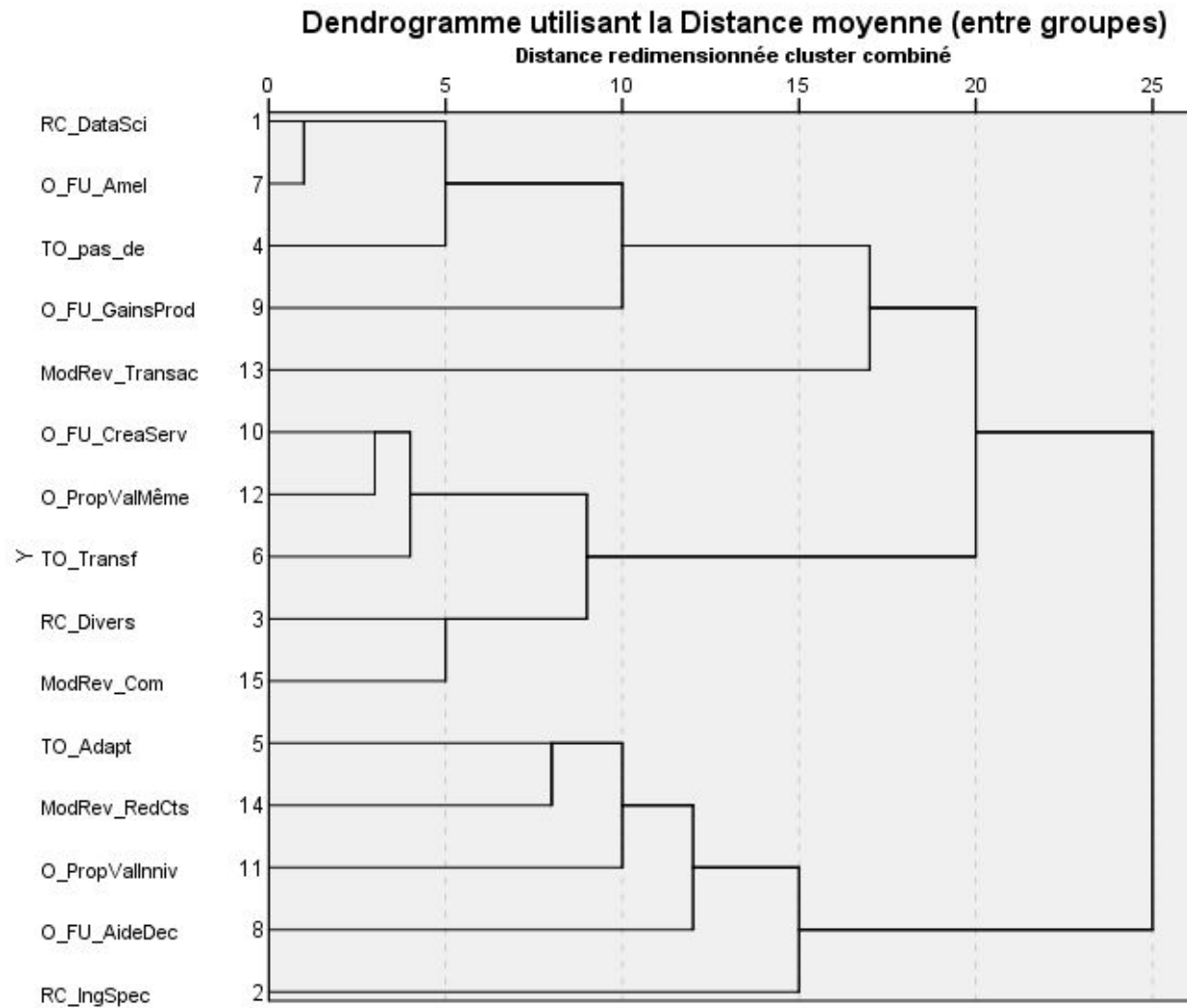
| | | |
|--------------------------------|--|--|
| Sortie obtenue | | 08-APR-2019 11:06:38 |
| Commentaires | | |
| Entrée | Données | \\toncloud\jaussaud\$\BureauDistant\Bureau\Big Data SPSS recode 1 et 2.sav |
| | Jeu de données actif | Jeu_de_données1 |
| | Filtre | <sans> |
| | Pondération | <sans> |
| | Fichier scindé | <sans> |
| | N de lignes dans le fichier de travail | 46 |
| | Entrée de la matrice | Dataset D0.9246551776891387 |
| Gestion des valeurs manquantes | Définition de la valeur manquante | Les valeurs manquantes définies par l'utilisateur sont traitées comme étant manquantes. |
| | Observations utilisées | Les statistiques sont basées sur les observations où aucune valeur ne manque pour les variables utilisées. |
| Syntaxe | | /MATRIX IN(D0.9246551776891387) /METHOD BAVERAGE /PRINT SCHEDULE /PLOT DENDROGRAM VICICLE. |
| Ressources | Temps de processeur | 00:00:00,70 |
| | Temps écoulé | 00:00:00,44 |

Distance moyenne (entre groupes)

Planning des agglomérations

| Etape | Cluster combiné | | Coefficients | Etape de première apparition du cluster | | Etape suivante |
|-------|-----------------|-----------|--------------|---|-----------|----------------|
| | Cluster 1 | Cluster 2 | | Cluster 1 | Cluster 2 | |
| 1 | 1 | 7 | ,000 | 0 | 0 | 5 |
| 2 | 10 | 12 | 3,000 | 0 | 0 | 3 |
| 3 | 6 | 10 | 4,500 | 0 | 2 | 7 |
| 4 | 3 | 15 | 5,000 | 0 | 0 | 7 |
| 5 | 1 | 4 | 5,000 | 1 | 0 | 8 |
| 6 | 5 | 14 | 9,000 | 0 | 0 | 9 |
| 7 | 3 | 6 | 10,167 | 4 | 3 | 13 |
| 8 | 1 | 9 | 10,333 | 5 | 0 | 12 |
| 9 | 5 | 11 | 10,500 | 6 | 0 | 10 |
| 10 | 5 | 8 | 12,667 | 9 | 0 | 11 |
| 11 | 2 | 5 | 16,000 | 0 | 10 | 14 |
| 12 | 1 | 13 | 19,250 | 8 | 0 | 13 |
| 13 | 1 | 3 | 22,040 | 12 | 7 | 14 |
| 14 | 1 | 2 | 28,420 | 13 | 11 | 0 |





Dataset Close D0.9246551776891387.

```
CLUSTER  RC_DataSci RC_IngSpec RC_Divers TO_pas_de TO_Adapt TO_Transf O_FU_Amel O_FU_AideDec  
         O_FU_GainsProd O_FU_CreaServ O_PropValInniv O_PropValMême ModRev_Transac ModRev_RedCts ModRev_Com  
/METHOD BAVERAGE  
/MEASURE=BSEUCLID(1,2)  
/PRINT SCHEDULE  
/PLOT DENDROGRAM VICICLE.
```

Cluster

Remarques

| | | |
|--------------------------------|--|--|
| Sortie obtenue | | 08-APR-2019 11:14:52 |
| Commentaires | | |
| Entrée | Données | \\toncloud\jaussaud\$\BureauDistant\Bureau\Big Data SPSS recode 1 et 2.sav |
| | Jeu de données actif | Jeu_de_données1 |
| | Filtre | <sans> |
| | Pondération | <sans> |
| | Fichier scindé | <sans> |
| | N de lignes dans le fichier de travail | 46 |
| Gestion des valeurs manquantes | Définition de la valeur manquante | Les valeurs manquantes définies par l'utilisateur sont traitées comme étant manquantes. |
| | Observations utilisées | Les statistiques sont basées sur les observations où aucune valeur ne manque pour les variables utilisées. |

| | | |
|------------|---------------------|---|
| Syntaxe | | <pre> CLUSTER RC_DataSci RC_IngSpec RC_Divers TO_pas_de TO_Adapt TO_Transf O_FU_Amel O_FU_AideDec O_FU_GainsProd O_FU_CreaServ O_PropValInniv O_PropValMême ModRev_Transac ModRev_RedCts ModRev_Com /METHOD BAVERAGE /MEASURE=BSEUCLID(1,2) /PRINT SCHEDULE /PLOT DENDROGRAM VICICLE. </pre> |
| Ressources | Temps de processeur | 00:00:00,75 |
| | Temps écoulé | 00:00:00,31 |

Récapitulatif de traitement des observations^{b,c}

| Observations | | | | | | | |
|--------------|-------------|------------------|-------------|--|-------------|-------|-------------|
| Valide | | Rejetée | | | | Total | |
| | | Valeur manquante | | Valeur binaire hors plage ^a | | | |
| N | Pourcentage | N | Pourcentage | N | Pourcentage | N | Pourcentage |
| 46 | 100,0 | 0 | ,0 | 0 | ,0 | 46 | 100,0 |

a. Valeur différente de 1 et de 2.

b. Carré de la distance euclidienne binaire Utilisée

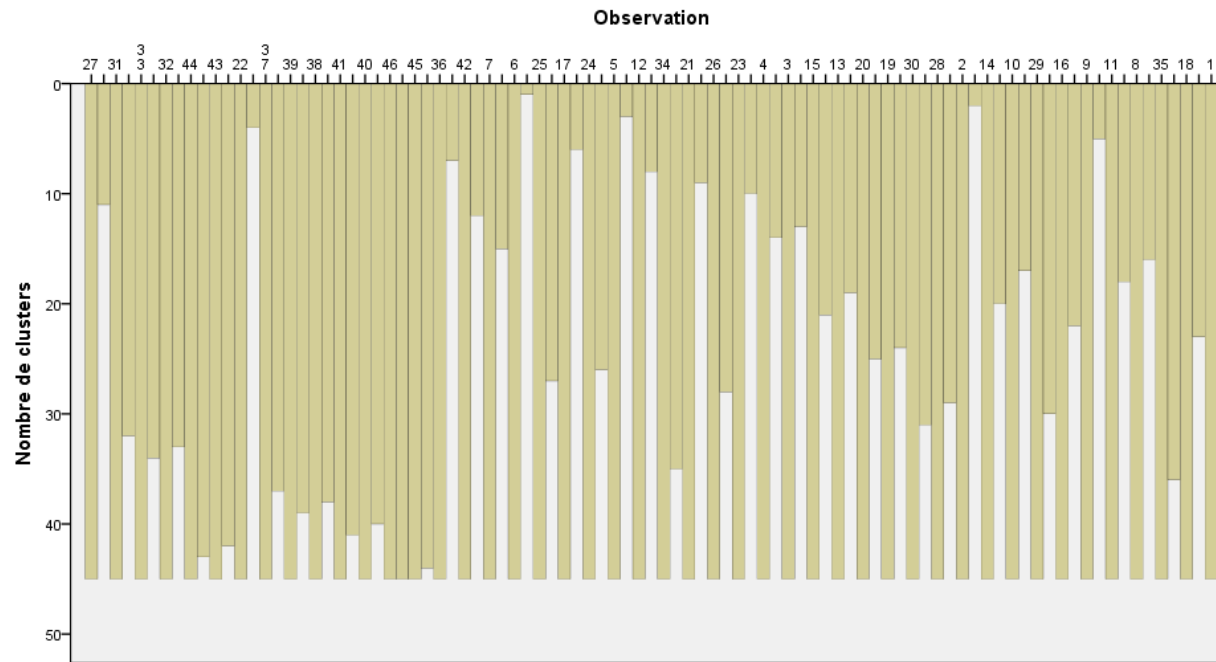
c. Distance moyenne (entre groupes)

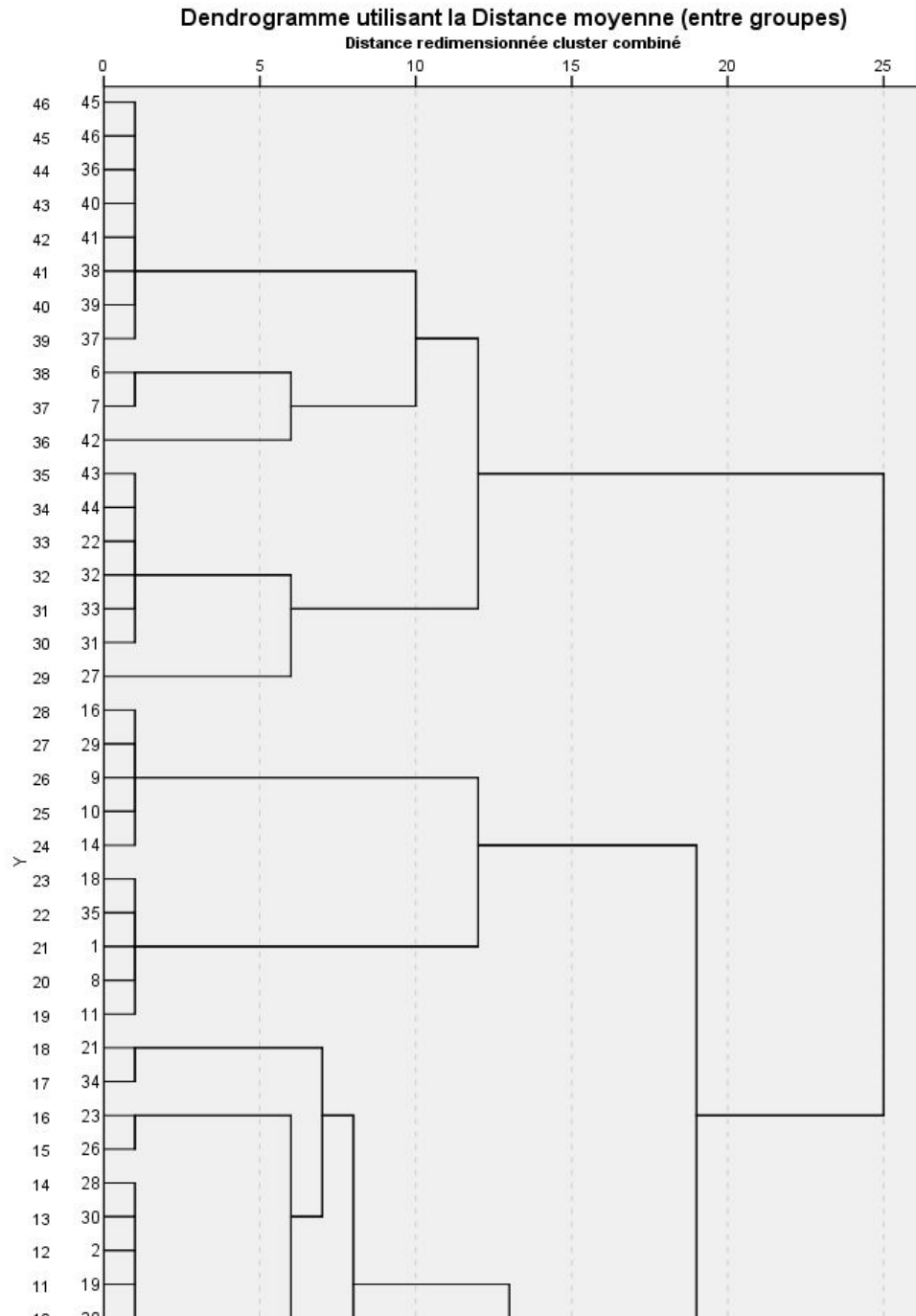
Distance moyenne (entre groupes)

Planning des agglomérations

| Étape | Cluster combiné | | Coefficients | Étape de première apparition du cluster | | Étape suivante |
|-------|-----------------|-----------|--------------|---|-----------|----------------|
| | Cluster 1 | Cluster 2 | | Cluster 1 | Cluster 2 | |
| 1 | 45 | 46 | ,000 | 0 | 0 | 2 |
| 2 | 36 | 45 | ,000 | 0 | 1 | 6 |
| 3 | 43 | 44 | ,000 | 0 | 0 | 4 |
| 4 | 22 | 43 | ,000 | 0 | 3 | 13 |
| 5 | 40 | 41 | ,000 | 0 | 0 | 6 |
| 6 | 36 | 40 | ,000 | 2 | 5 | 8 |
| 7 | 38 | 39 | ,000 | 0 | 0 | 8 |
| 8 | 36 | 38 | ,000 | 6 | 7 | 9 |
| 9 | 36 | 37 | ,000 | 8 | 0 | 39 |
| 10 | 18 | 35 | ,000 | 0 | 0 | 23 |
| 11 | 21 | 34 | ,000 | 0 | 0 | 37 |
| 12 | 32 | 33 | ,000 | 0 | 0 | 13 |
| 13 | 22 | 32 | ,000 | 4 | 12 | 14 |
| 14 | 22 | 31 | ,000 | 13 | 0 | 35 |
| 15 | 28 | 30 | ,000 | 0 | 0 | 17 |
| 16 | 16 | 29 | ,000 | 0 | 0 | 24 |
| 17 | 2 | 28 | ,000 | 0 | 15 | 22 |
| 18 | 23 | 26 | ,000 | 0 | 0 | 36 |
| 19 | 17 | 25 | ,000 | 0 | 0 | 40 |

| | | | | | | |
|----|----|----|-------|----|----|----|
| 20 | 5 | 24 | ,000 | 0 | 0 | 40 |
| 21 | 19 | 20 | ,000 | 0 | 0 | 22 |
| 22 | 2 | 19 | ,000 | 17 | 21 | 27 |
| 23 | 1 | 18 | ,000 | 0 | 10 | 30 |
| 24 | 9 | 16 | ,000 | 0 | 16 | 29 |
| 25 | 13 | 15 | ,000 | 0 | 0 | 27 |
| 26 | 10 | 14 | ,000 | 0 | 0 | 29 |
| 27 | 2 | 13 | ,000 | 22 | 25 | 33 |
| 28 | 8 | 11 | ,000 | 0 | 0 | 30 |
| 29 | 9 | 10 | ,000 | 24 | 26 | 41 |
| 30 | 1 | 8 | ,000 | 23 | 28 | 41 |
| 31 | 6 | 7 | ,000 | 0 | 0 | 34 |
| 32 | 3 | 4 | ,000 | 0 | 0 | 33 |
| 33 | 2 | 3 | ,000 | 27 | 32 | 36 |
| 34 | 6 | 42 | 2,000 | 31 | 0 | 39 |
| 35 | 22 | 27 | 2,000 | 14 | 0 | 42 |
| 36 | 2 | 23 | 2,000 | 33 | 18 | 37 |
| 37 | 2 | 21 | 2,364 | 36 | 11 | 38 |
| 38 | 2 | 12 | 2,615 | 37 | 0 | 43 |
| 39 | 6 | 36 | 3,333 | 34 | 9 | 42 |
| 40 | 5 | 17 | 4,000 | 20 | 19 | 43 |
| 41 | 1 | 9 | 4,000 | 30 | 29 | 44 |
| 42 | 6 | 22 | 4,104 | 39 | 35 | 45 |
| 43 | 2 | 5 | 4,143 | 38 | 40 | 44 |
| 44 | 1 | 2 | 6,222 | 41 | 43 | 45 |
| 45 | 1 | 6 | 8,615 | 44 | 42 | 0 |





Annexe 7

```
MULTIPLE CORRES VARIABLES=RC_DataSci RC_IngSpec RC_Divers TO_pas_de TO_Adapt TO_Transf O_FU_Amel  
O_FU_AideDec O_FU_GainsProd O_FU_CreaServ O_PropValInniv O_PropValMême ModRev_Transac ModRev_RedCts  
ModRev_Pub  
/ANALYSIS=RC_DataSci(WEIGHT=1) RC_IngSpec(WEIGHT=1) RC_Divers(WEIGHT=1) TO_pas_de(WEIGHT=1)  
TO_Adapt(WEIGHT=1) TO_Transf(WEIGHT=1) O_FU_Amel(WEIGHT=1) O_FU_AideDec(WEIGHT=1)  
O_FU_GainsProd(WEIGHT=1) O_FU_CreaServ(WEIGHT=1) O_PropValInniv(WEIGHT=1) O_PropValMême(WEIGHT=1)  
ModRev_Transac(WEIGHT=1) ModRev_RedCts(WEIGHT=1) ModRev_Pub(WEIGHT=1)  
/MISSING=RC_DataSci(PASSIVE,MODEIMPU) RC_IngSpec(PASSIVE,MODEIMPU) RC_Divers(PASSIVE,MODEIMPU)  
TO_pas_de(PASSIVE,MODEIMPU) TO_Adapt(PASSIVE,MODEIMPU) TO_Transf(PASSIVE,MODEIMPU)  
O_FU_Amel(PASSIVE,MODEIMPU) O_FU_AideDec(PASSIVE,MODEIMPU) O_FU_GainsProd(PASSIVE,MODEIMPU)  
O_FU_CreaServ(PASSIVE,MODEIMPU) O_PropValInniv(PASSIVE,MODEIMPU) O_PropValMême(PASSIVE,MODEIMPU)  
ModRev_Transac(PASSIVE,MODEIMPU) ModRev_RedCts(PASSIVE,MODEIMPU) ModRev_Pub(PASSIVE,MODEIMPU)  
/DIMENSION=4  
/NORMALIZATION=VPRINCIPAL  
/MAXITER=100  
/CRITITER=.00001  
/PRINT=CORR DISCRIM OBJECT QUANT(RC_DataSci RC_IngSpec RC_Divers TO_pas_de TO_Adapt TO_Transf  
O_FU_Amel O_FU_AideDec O_FU_GainsProd)  
/PLOT=OBJECT(20) DISCRIM (20).
```

Correspondance multiple

| Remarques | |
|----------------|--|
| Sortie obtenue | 10-APR-2019 11:50:09 |
| Commentaires | |
| Entrée | Données |
| | \\toncloud\jaussaud\$\BureauDistant\Bureau\Big Data SPSS recode 1 et 2.sav |
| | Jeu de données actif |
| | Jeu_de_données1 |
| | Filtre |
| | <sans> |
| | Pondération |
| | <sans> |
| | Fichier scindé |
| | <sans> |
| | N de lignes dans le fichier de travail |
| | 50 |

Syntaxe

```
MULTIPLE                CORRES
VARIABLES=RC_DataSci    RC_IngSpec
RC_Divers TO_pas_de TO_Adapt TO_Transf
O_FU_Amel
    O_FU_AideDec        O_FU_GainsProd
O_FU_CreaServ          O_PropValInniv
O_PropValMême         ModRev_Transac
ModRev_RedCts
    ModRev_Pub
/ANALYSIS=RC_DataSci(WEIGHT=1)
RC_IngSpec(WEIGHT=1)
RC_Divers(WEIGHT=1)
TO_pas_de(WEIGHT=1)
    TO_Adapt(WEIGHT=1)
TO_Transf(WEIGHT=1)
O_FU_Amel(WEIGHT=1)
O_FU_AideDec(WEIGHT=1)
    O_FU_GainsProd(WEIGHT=1)
O_FU_CreaServ(WEIGHT=1)
O_PropValInniv(WEIGHT=1)
O_PropValMême(WEIGHT=1)
    ModRev_Transac(WEIGHT=1)
ModRev_RedCts(WEIGHT=1)
ModRev_Pub(WEIGHT=1)

/MISSING=RC_DataSci(PASSIVE,MODEIMPU)
    RC_IngSpec(PASSIVE,MODEIMPU)
RC_Divers(PASSIVE,MODEIMPU)
    TO_pas_de(PASSIVE,MODEIMPU)
TO_Adapt(PASSIVE,MODEIMPU)
TO_Transf(PASSIVE,MODEIMPU)
    O_FU_Amel(PASSIVE,MODEIMPU)
```

| | | |
|------------|---------------------|-------------|
| Ressources | Temps de processeur | 00:00:03,80 |
| | Temps écoulé | 00:00:01,94 |

Avertissements

Pour obtenir des nuages de points des paires de dimensions au lieu de nuages de points matriciels, vous pouvez utiliser le mot clé NDIM avec la sous-commande PLOT : NDIM(d1,d2) génère des nuages de points de la dimension d1 tracés par rapport à l'ensemble des dimensions supérieures jusqu'à d2.

Crédit

Multiple Correspondence
Version 1.0
by
Leiden SPSS Group
Leiden University
The Netherlands

Récapitulatif de traitement des observations

| | |
|--|----|
| Observations actives valides | 50 |
| Observations actives avec valeurs manquantes | 0 |
| Observations supplémentaires | 0 |
| Total | 50 |

| | |
|---------------------------------------|----|
| Observations utilisées dans l'analyse | 50 |
|---------------------------------------|----|

Historique des itérations

| Numéro d'itération | Variance représentée | | Perte |
|--------------------|----------------------|--------------|-----------|
| | Total | Augmentation | |
| 10 ^a | 3,230097 | ,000009 | 11,769903 |

a. Le processus d'itération a été interrompu, car la valeur de test de convergence a été atteinte.

Récapitulatif des modèles

| Dimension | Alpha de Cronbach | Variance représentée | | |
|-----------|-------------------|-----------------------|---------|------------------|
| | | Total (Valeur propre) | Inertie | % de la variance |
| 1 | ,902 | 6,338 | ,423 | 42,256 |
| 2 | ,754 | 3,380 | ,225 | 22,530 |
| 3 | ,471 | 1,785 | ,119 | 11,897 |
| 4 | ,316 | 1,418 | ,095 | 9,452 |
| Total | | 12,920 | ,861 | |
| Moyenne | ,740 ^a | 3,230 | ,215 | 21,534 |

a. La moyenne alpha de Cronbach est basée sur la valeur propre moyenne.

Quantifications

Table

RC_DataSci

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | | | |
|-----------|-----------|--------------------------|--------|-------|-------|
| | | Dimension | | | |
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| oui | 10 | -,932 | -1,652 | -,515 | -,110 |
| non | 40 | ,233 | ,413 | ,129 | ,027 |

Normalisation variable principale.

RC_IngSpec

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | | | |
|-----------|-----------|--------------------------|-------|-------|-------|
| | | Dimension | | | |
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| oui | 27 | -,073 | ,702 | -,278 | ,446 |
| non | 23 | ,086 | -,824 | ,327 | -,523 |

Normalisation variable principale.

RC_Divers

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | | | |
|-----------|-----------|--------------------------|-------|-------|-------|
| | | Dimension | | | |
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| oui | 13 | ,869 | -,187 | ,974 | -,841 |
| non | 37 | -,305 | ,066 | -,342 | ,295 |

Normalisation variable principale.

TO_pas_de

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | | | |
|-----------|-----------|--------------------------|--------|-------|-------|
| | | Dimension | | | |
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| oui | 5 | -,637 | -2,357 | -,124 | ,889 |
| non | 45 | ,071 | ,262 | ,014 | -,099 |

Normalisation variable principale.

TO_Adapt

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | | | |
|-----------|-----------|--------------------------|-------|-------|-------|
| | | Dimension | | | |
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| oui | 23 | -,906 | ,439 | ,197 | -,122 |
| non | 27 | ,772 | -,374 | -,168 | ,104 |

Normalisation variable principale.

TO_Transf

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | | | |
|-----------|-----------|--------------------------|-------|-------|-------|
| | | Dimension | | | |
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| oui | 22 | 1,092 | ,077 | -,178 | -,075 |
| non | 28 | -,858 | -,060 | ,140 | ,059 |

Normalisation variable principale.

O_FU_Amel

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | | | |
|-----------|-----------|--------------------------|--------|-------|-------|
| | | Dimension | | | |
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| oui | 10 | -,932 | -1,652 | -,515 | -,110 |
| non | 40 | ,233 | ,413 | ,129 | ,027 |

Normalisation variable principale.

O_FU_AideDec

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | | | |
|-----------|-----------|--------------------------|-------|-------|-------|
| | | Dimension | | | |
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| oui | 18 | -,694 | ,837 | ,374 | -,159 |
| non | 32 | ,391 | -,471 | -,210 | ,089 |

Normalisation variable principale.

O_FU_GainsProd

Points: Coordonnées

| Catégorie | Fréquence | Coordonnées de centroïde | | | |
|-----------|-----------|--------------------------|-------|-------|-------|
| | | Dimension | | | |
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| oui | 2 | -,535 | ,480 | 1,296 | 3,411 |
| non | 48 | ,022 | -,020 | -,054 | -,142 |

Normalisation variable principale.

Variables transformées des corrélations

Dimension: 1

| | RC DataSci | RC IngSpec | RC Divers | TO pas de | TO Adapt | TO Transf | O FU Amel | O FU AideDec | O FU Gains |
|----------------|------------|------------|-----------|-----------|----------|-----------|-----------|--------------|------------|
| RC_DataSci | 1,000 | -,542 | ,296 | ,667 | ,040 | ,443 | 1,000 | -,375 | |
| RC_IngSpec | -,542 | 1,000 | ,642 | -,361 | ,208 | -,010 | -,542 | ,441 | |
| RC_Divers | ,296 | ,642 | 1,000 | ,198 | ,273 | ,393 | ,296 | ,160 | |
| TO_pas_de | ,667 | -,361 | ,198 | 1,000 | -,308 | ,295 | ,667 | -,250 | |
| TO_Adapt | ,040 | ,208 | ,273 | -,308 | 1,000 | ,818 | ,040 | ,645 | |
| TO_Transf | ,443 | -,010 | ,393 | ,295 | ,818 | 1,000 | ,443 | ,497 | |
| O_FU_Amel | 1,000 | -,542 | ,296 | ,667 | ,040 | ,443 | 1,000 | -,375 | |
| O_FU_AideDec | -,375 | ,441 | ,160 | -,250 | ,645 | ,497 | -,375 | 1,000 | |
| O_FU_GainsProd | -,102 | ,188 | ,121 | -,068 | ,221 | ,181 | -,102 | -,153 | |
| O_FU_CreaServ | ,408 | ,066 | ,447 | ,272 | ,754 | ,921 | ,408 | ,612 | |
| O_PropVallniv | ,443 | -,010 | ,393 | ,295 | ,818 | 1,000 | ,443 | ,497 | |
| O_PropValMême | ,443 | -,010 | ,393 | ,295 | ,818 | 1,000 | ,443 | ,497 | |
| ModRev_Transac | ,146 | ,274 | ,445 | -,250 | ,562 | ,413 | ,146 | ,306 | |
| ModRev_RedCts | ,218 | ,166 | ,388 | -,218 | ,709 | ,580 | ,218 | ,418 | |
| ModRev_Pub | ,126 | -,233 | -,150 | ,084 | ,233 | ,285 | ,126 | ,189 | |
| Dimension | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | |
| Valeur propre | 6,338 | 3,380 | 1,785 | 1,418 | ,984 | ,707 | ,236 | ,152 | |

Objets

Scores d'objet

| Numéro de l'observation | Dimension | | | |
|-------------------------|-----------|--------|-------|--------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 |
| 1 | -,637 | -2,357 | -,124 | ,889 |
| 2 | -1,056 | 1,114 | -,196 | -,404 |
| 3 | -1,056 | 1,114 | -,196 | -,404 |
| 4 | -1,056 | 1,114 | -,196 | -,404 |
| 5 | -,408 | ,193 | 1,944 | -,748 |
| 6 | 1,252 | -,301 | ,683 | -,869 |
| 7 | -,408 | ,193 | 1,944 | -,748 |
| 8 | -,637 | -2,357 | -,124 | ,889 |
| 9 | -1,227 | -,947 | -,906 | -1,109 |
| 10 | -1,227 | -,947 | -,906 | -1,109 |
| 11 | -,637 | -2,357 | -,124 | ,889 |
| 12 | -1,056 | 1,114 | -,196 | -,404 |
| 13 | -1,056 | 1,114 | -,196 | -,404 |
| 14 | -1,227 | -,947 | -,906 | -1,109 |
| 15 | -1,056 | 1,114 | -,196 | -,404 |
| 16 | -1,227 | -,947 | -,906 | -1,109 |
| 17 | -,535 | ,480 | 1,296 | 3,411 |
| 18 | -,637 | -2,357 | -,124 | ,889 |
| 19 | -1,056 | 1,114 | -,196 | -,404 |
| 20 | -1,056 | 1,114 | -,196 | -,404 |
| 21 | ,569 | ,600 | ,129 | ,610 |
| 22 | 1,041 | ,225 | -,393 | ,614 |
| 23 | -,619 | ,720 | ,868 | ,735 |
| 24 | -,408 | ,193 | 1,944 | -,748 |
| 25 | -,535 | ,480 | 1,296 | 3,411 |

| | | | | |
|----|--------|--------|--------|--------|
| 26 | -,619 | ,720 | ,868 | ,735 |
| 27 | -,619 | ,720 | ,868 | ,735 |
| 28 | -1,056 | 1,114 | -,196 | -,404 |
| 29 | -1,227 | -,947 | -,906 | -1,109 |
| 30 | -1,056 | 1,114 | -,196 | -,404 |
| 31 | 1,041 | ,225 | -,393 | ,614 |
| 32 | 1,041 | ,225 | -,393 | ,614 |
| 33 | 1,041 | ,225 | -,393 | ,614 |
| 34 | ,569 | ,600 | ,129 | ,610 |
| 35 | -,637 | -2,357 | -,124 | ,889 |
| 36 | 1,252 | -,301 | ,683 | -,869 |
| 37 | 1,252 | -,301 | ,683 | -,869 |
| 38 | 1,252 | -,301 | ,683 | -,869 |
| 39 | 1,252 | -,301 | ,683 | -,869 |
| 40 | 1,252 | -,301 | ,683 | -,869 |
| 41 | 1,252 | -,301 | ,683 | -,869 |
| 42 | 1,252 | -,301 | ,683 | -,869 |
| 43 | 1,041 | ,225 | -,393 | ,614 |
| 44 | 1,041 | ,225 | -,393 | ,614 |
| 45 | 1,252 | -,301 | ,683 | -,869 |
| 46 | 1,252 | -,301 | ,683 | -,869 |
| 47 | 1,041 | ,225 | -,393 | ,614 |
| 48 | 1,028 | ,641 | -2,750 | ,508 |
| 49 | 1,028 | ,641 | -2,750 | ,508 |
| 50 | 1,028 | ,641 | -2,750 | ,508 |

Normalisation variable principale.

Contributions à l'objet

| Numéro de l'observation | Masse | Inertie | Contribution | | | | | | | |
|-------------------------|-------|---------|---|------|------|------|---|------|------|------|
| | | | Du point vers l'inertie de la dimension | | | | De la dimension vers l'inertie du point | | | |
| | | | 1 | 2 | 3 | 4 | 1 | 2 | 3 | 4 |
| 1 | ,020 | ,032 | ,008 | ,111 | ,000 | ,016 | ,107 | ,780 | ,001 | ,047 |
| 2 | ,020 | ,016 | ,022 | ,025 | ,001 | ,003 | ,588 | ,349 | ,006 | ,019 |
| 3 | ,020 | ,016 | ,022 | ,025 | ,001 | ,003 | ,588 | ,349 | ,006 | ,019 |
| 4 | ,020 | ,016 | ,022 | ,025 | ,001 | ,003 | ,588 | ,349 | ,006 | ,019 |
| 5 | ,020 | ,016 | ,003 | ,001 | ,076 | ,011 | ,090 | ,011 | ,576 | ,068 |
| 6 | ,020 | ,017 | ,031 | ,002 | ,009 | ,015 | ,797 | ,025 | ,067 | ,086 |
| 7 | ,020 | ,016 | ,003 | ,001 | ,076 | ,011 | ,090 | ,011 | ,576 | ,068 |
| 8 | ,020 | ,032 | ,008 | ,111 | ,000 | ,016 | ,107 | ,780 | ,001 | ,047 |
| 9 | ,020 | ,025 | ,030 | ,018 | ,016 | ,025 | ,513 | ,163 | ,079 | ,094 |
| 10 | ,020 | ,025 | ,030 | ,018 | ,016 | ,025 | ,513 | ,163 | ,079 | ,094 |
| 11 | ,020 | ,032 | ,008 | ,111 | ,000 | ,016 | ,107 | ,780 | ,001 | ,047 |
| 12 | ,020 | ,016 | ,022 | ,025 | ,001 | ,003 | ,588 | ,349 | ,006 | ,019 |
| 13 | ,020 | ,016 | ,022 | ,025 | ,001 | ,003 | ,588 | ,349 | ,006 | ,019 |
| 14 | ,020 | ,025 | ,030 | ,018 | ,016 | ,025 | ,513 | ,163 | ,079 | ,094 |
| 15 | ,020 | ,016 | ,022 | ,025 | ,001 | ,003 | ,588 | ,349 | ,006 | ,019 |
| 16 | ,020 | ,025 | ,030 | ,018 | ,016 | ,025 | ,513 | ,163 | ,079 | ,094 |
| 17 | ,020 | ,042 | ,006 | ,005 | ,034 | ,233 | ,057 | ,025 | ,095 | ,521 |
| 18 | ,020 | ,032 | ,008 | ,111 | ,000 | ,016 | ,107 | ,780 | ,001 | ,047 |
| 19 | ,020 | ,016 | ,022 | ,025 | ,001 | ,003 | ,588 | ,349 | ,006 | ,019 |

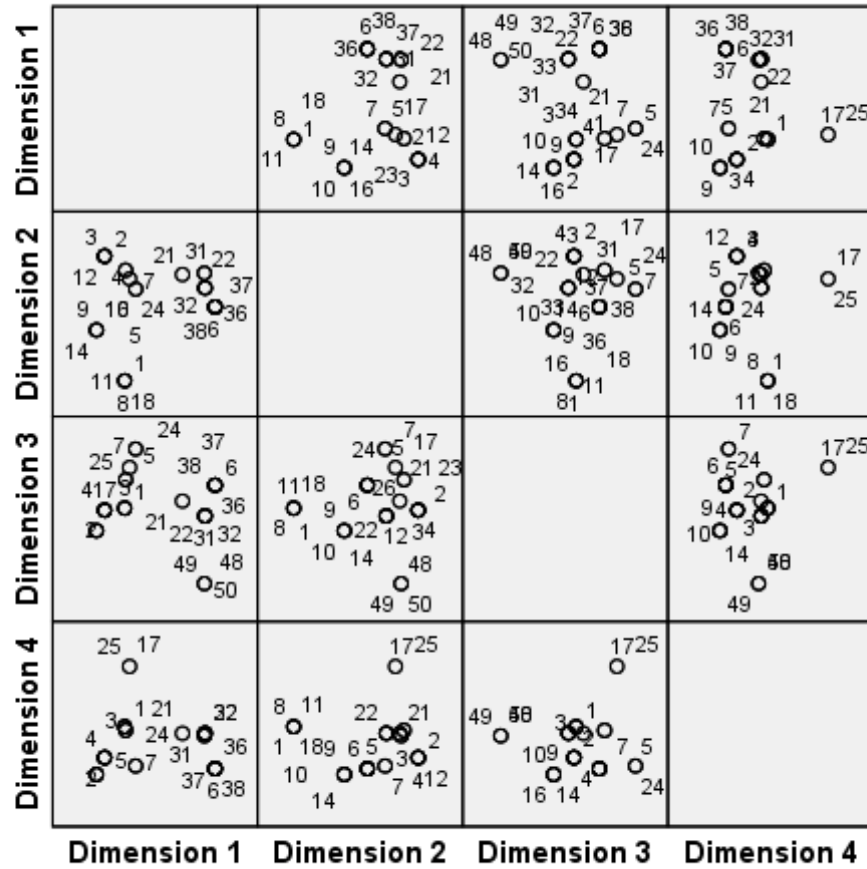
| | | | | | | | | | | |
|----|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 20 | ,020 | ,016 | ,022 | ,025 | ,001 | ,003 | ,588 | ,349 | ,006 | ,019 |
| 21 | ,020 | ,013 | ,006 | ,007 | ,000 | ,007 | ,205 | ,122 | ,003 | ,053 |
| 22 | ,020 | ,013 | ,022 | ,001 | ,003 | ,008 | ,713 | ,018 | ,029 | ,055 |
| 23 | ,020 | ,012 | ,008 | ,010 | ,015 | ,011 | ,273 | ,197 | ,151 | ,086 |
| 24 | ,020 | ,016 | ,003 | ,001 | ,076 | ,011 | ,090 | ,011 | ,576 | ,068 |
| 25 | ,020 | ,042 | ,006 | ,005 | ,034 | ,233 | ,057 | ,025 | ,095 | ,521 |
| 26 | ,020 | ,012 | ,008 | ,010 | ,015 | ,011 | ,273 | ,197 | ,151 | ,086 |
| 27 | ,020 | ,012 | ,008 | ,010 | ,015 | ,011 | ,273 | ,197 | ,151 | ,086 |
| 28 | ,020 | ,016 | ,022 | ,025 | ,001 | ,003 | ,588 | ,349 | ,006 | ,019 |
| 29 | ,020 | ,025 | ,030 | ,018 | ,016 | ,025 | ,513 | ,163 | ,079 | ,094 |
| 30 | ,020 | ,016 | ,022 | ,025 | ,001 | ,003 | ,588 | ,349 | ,006 | ,019 |
| 31 | ,020 | ,013 | ,022 | ,001 | ,003 | ,008 | ,713 | ,018 | ,029 | ,055 |
| 32 | ,020 | ,013 | ,022 | ,001 | ,003 | ,008 | ,713 | ,018 | ,029 | ,055 |
| 33 | ,020 | ,013 | ,022 | ,001 | ,003 | ,008 | ,713 | ,018 | ,029 | ,055 |
| 34 | ,020 | ,013 | ,006 | ,007 | ,000 | ,007 | ,205 | ,122 | ,003 | ,053 |
| 35 | ,020 | ,032 | ,008 | ,111 | ,000 | ,016 | ,107 | ,780 | ,001 | ,047 |
| 36 | ,020 | ,017 | ,031 | ,002 | ,009 | ,015 | ,797 | ,025 | ,067 | ,086 |
| 37 | ,020 | ,017 | ,031 | ,002 | ,009 | ,015 | ,797 | ,025 | ,067 | ,086 |
| 38 | ,020 | ,017 | ,031 | ,002 | ,009 | ,015 | ,797 | ,025 | ,067 | ,086 |
| 39 | ,020 | ,017 | ,031 | ,002 | ,009 | ,015 | ,797 | ,025 | ,067 | ,086 |
| 40 | ,020 | ,017 | ,031 | ,002 | ,009 | ,015 | ,797 | ,025 | ,067 | ,086 |
| 41 | ,020 | ,017 | ,031 | ,002 | ,009 | ,015 | ,797 | ,025 | ,067 | ,086 |
| 42 | ,020 | ,017 | ,031 | ,002 | ,009 | ,015 | ,797 | ,025 | ,067 | ,086 |
| 43 | ,020 | ,013 | ,022 | ,001 | ,003 | ,008 | ,713 | ,018 | ,029 | ,055 |
| 44 | ,020 | ,013 | ,022 | ,001 | ,003 | ,008 | ,713 | ,018 | ,029 | ,055 |
| 45 | ,020 | ,017 | ,031 | ,002 | ,009 | ,015 | ,797 | ,025 | ,067 | ,086 |
| 46 | ,020 | ,017 | ,031 | ,002 | ,009 | ,015 | ,797 | ,025 | ,067 | ,086 |

| | | | | | | | | | | |
|-------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|------|------|------|
| 47 | ,020 | ,013 | ,022 | ,001 | ,003 | ,008 | ,713 | ,018 | ,029 | ,055 |
| 48 | ,020 | ,035 | ,021 | ,008 | ,151 | ,005 | ,253 | ,052 | ,510 | ,014 |
| 49 | ,020 | ,035 | ,021 | ,008 | ,151 | ,005 | ,253 | ,052 | ,510 | ,014 |
| 50 | ,020 | ,035 | ,021 | ,008 | ,151 | ,005 | ,253 | ,052 | ,510 | ,014 |
| Total actif | 1,000 | 1,000 | 1,000 | 1,000 | 1,000 | 1,000 | | | | |

Normalisation variable principale.

Points des objets étiquetés par

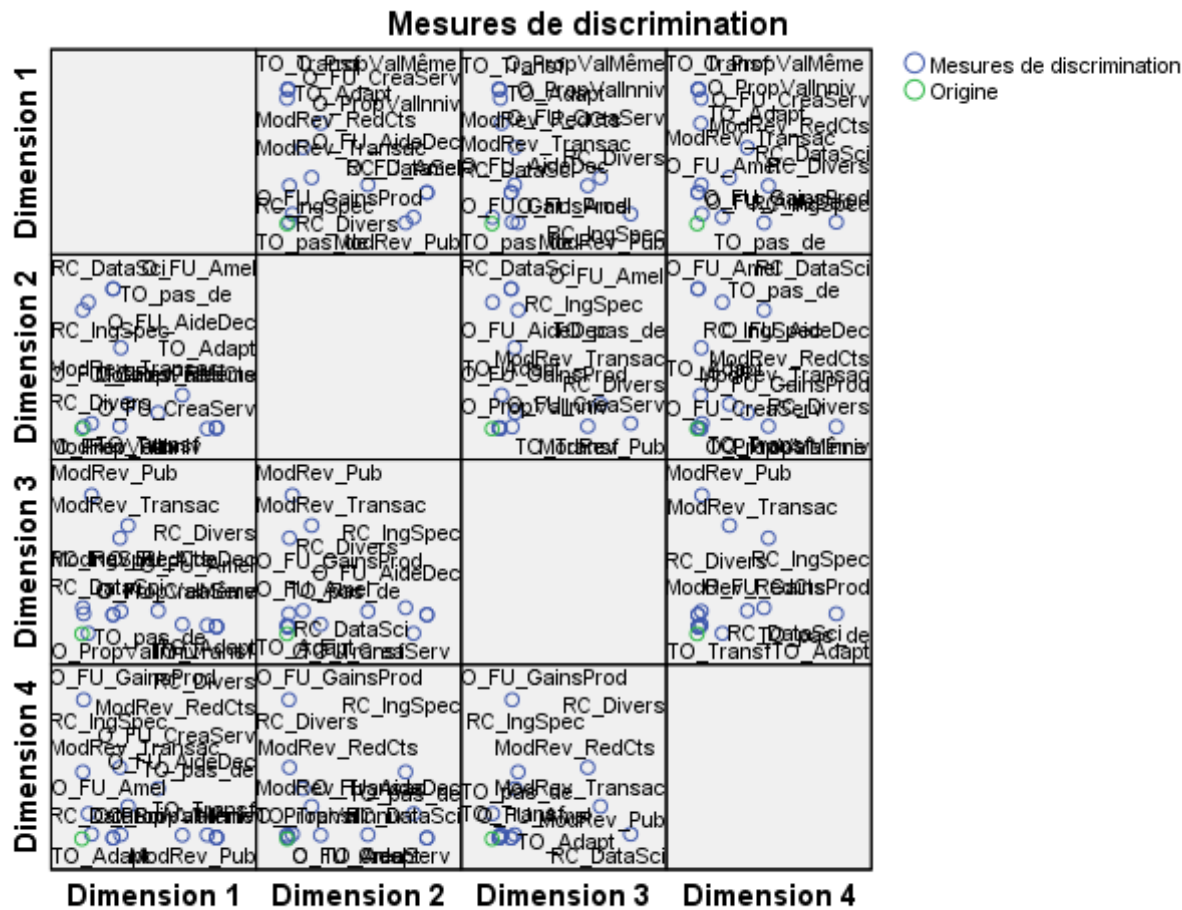
Points d'objet étiquetés par Numéros d'observations



Normalisation variable principale.

Mesures de discrimination

| | Dimension | | | | Moyenne |
|------------------|-----------|--------|--------|-------|---------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | |
| RC_DataSci | ,217 | ,682 | ,066 | ,003 | ,242 |
| RC_IngSpec | ,006 | ,578 | ,091 | ,233 | ,227 |
| RC_Divers | ,265 | ,012 | ,333 | ,248 | ,215 |
| TO_pas_de | ,045 | ,617 | ,002 | ,088 | ,188 |
| TO_Adapt | ,700 | ,164 | ,033 | ,013 | ,227 |
| TO_Transf | ,937 | ,005 | ,025 | ,004 | ,243 |
| O_FU_Amel | ,217 | ,682 | ,066 | ,003 | ,242 |
| O_FU_AideDec | ,271 | ,395 | ,079 | ,014 | ,190 |
| O_FU_GainsProd | ,012 | ,010 | ,070 | ,485 | ,144 |
| O_FU_CreaServ | ,873 | ,000 | ,029 | ,014 | ,229 |
| O_PropValInniv | ,937 | ,005 | ,025 | ,004 | ,243 |
| O_PropValMême | ,937 | ,005 | ,025 | ,004 | ,243 |
| ModRev_Transac | ,322 | ,120 | ,377 | ,113 | ,233 |
| ModRev_RedCts | ,531 | ,078 | ,080 | ,175 | ,216 |
| ModRev_Pub | ,067 | ,026 | ,483 | ,017 | ,148 |
| Total actif | 6,338 | 3,380 | 1,785 | 1,418 | 3,230 |
| % de la variance | 42,256 | 22,530 | 11,897 | 9,452 | 21,534 |



Normalisation variable principale.