



HAL
open science

Une approche de retour d'expérience basée sur l'analyse multicritère et l'extraction de connaissances : Application au domaine humanitaire

Cécile L'Héritier

► To cite this version:

Cécile L'Héritier. Une approche de retour d'expérience basée sur l'analyse multicritère et l'extraction de connaissances : Application au domaine humanitaire. Ingénierie assistée par ordinateur. Université de Nîmes, 2020. Français. NNT : 2020NIME0001 . tel-02976885

HAL Id: tel-02976885

<https://theses.hal.science/tel-02976885v1>

Submitted on 23 Oct 2020

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

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



THÈSE

Pour obtenir le grade de
Docteur

Délivré par
UNIVERSITE DE NIMES

Préparée au sein de l'école doctorale
ED 583 Risques & Société

Centre de recherche LGI2P de l'IMT Mines Alès
Equipe d'accueil CHROME de l'Université de Nîmes

Spécialité : **Informatique**

Présentée par
Cécile L'Héritier

**Une approche de retour d'expérience basée
sur l'analyse multicritère et l'extraction de
connaissances – Application au domaine
humanitaire**

Soutenue le 25 Juin 2020 devant le jury composé de

Mme Irène Abi-Zeid , Professeur FSA Université Laval	Rapporteur
M. Eric Lefevre , Professeur Université d'Artois	Rapporteur
M. Jacky Montmain , Professeur IMT Mines Alès	Examinateur Président du jury
Mme Eunika Mercier-Laurent , Chercheur associé, HDR Université de Reims	Examinateur
M. Benoît Roig , Professeur Université de Nîmes	Directeur de thèse
M. Gilles Dusserre , Professeur IMT Mines Alès	Co-Directeur de thèse
M. Abdelhak Imoussaten , Maître de conférences IMT Mines Alès	Encadrement
M. Sébastien Harispe , Maître-assistant IMT Mines Alès	Encadrement
M. Michel-Olivier Lacharité , Responsable des Urgences Médecins Sans Frontières	Invité



Résumé

Le Retour d'Expérience (RetEx) propose un cadre conceptuel et différentes démarches visant à enrichir une organisation apprenante (individu ou groupe) par la valorisation de connaissances issues d'expériences passées. Il suscite un intérêt grandissant auprès de décideurs de nombreux domaines compétitifs, soucieux d'optimiser leurs processus et conscients du caractère stratégique des connaissances liées à leur organisation. Différents domaines de recherche intéressés, entre autres, par la gestion des connaissances et l'aide à la décision étudient depuis plusieurs années différents aspects importants du RetEx (e.g. recueil, représentation et exploitation des connaissances).

Nos travaux se concentrent sur l'étude de l'automatisation du RetEx en vue d'inférer, à partir d'expériences passées, des connaissances générales utiles pour de futures prises de décisions stratégiques. Nous étudions en particulier une typologie spécifique de RetEx traitant d'expériences positives ou négatives en faible nombre, et reposant sur des processus à forte composante humaine nécessitant la prise en compte de notions liées à l'imprécision et à la subjectivité; ce type de RetEx présente des défis importants pour la définition de systèmes automatisés d'inférence de connaissances. La contribution principale défendue dans cette thèse porte sur la définition d'une approche semi-automatisée de RetEx adaptée au contexte d'étude précité. Son originalité repose sur la définition d'un cadre général permettant (i) la valorisation de données initialement non-structurées et hétérogènes, (ii) de nature imprécise, (iii) dans un contexte d'observations limitées (peu d'expériences), (iv) en intégrant de manière efficiente l'expertise des acteurs du RetEx, subjective par nature. Les connaissances produites par notre approche correspondent à des règles d'association formelles qui pourront servir les futurs processus de prise de décision.

Notre approche repose sur le couplage de techniques de représentation des connaissances, d'analyse multicritère, et d'analyse de données. Deux contributions d'ordre technique sont introduites au-delà du cadre général de l'approche proposée. La première porte sur la définition d'une procédure d'identification des critères d'intérêt pour le RetEx dans le cadre spécifique de la méthode de surclassement Electre Tri. Une nouvelle procédure d'analyse de la contribution des critères à la performance globale d'une expérience est proposée dans ce contexte. La seconde contribution technique porte sur la définition d'une approche de découverte de règles d'association à partir de données imprécises, basée sur la théorie des fonctions de croyance et l'analyse multicritère (Electre I). Elle repose sur une procédure de sélection permettant d'identifier les règles les plus pertinentes au regard d'informations caractérisant leur intérêt vis-à-vis d'un contexte d'étude. Cette procédure exploite notamment la connaissance *a priori* formalisée dans un modèle de connaissances de type ontologique et permet une interaction étroite avec les décideurs lors de la phase subjective et contextuelle de sélection des règles pertinentes. Pour finir, nous proposons une discussion de l'approche *via* l'illustration de sa mise en œuvre dans le domaine humanitaire.

Remerciements

Je souhaite adresser ici mes remerciements aux personnes et institutions qui m'ont permis de mener cette thèse, une expérience riche d'enseignements. Celle-ci n'aurait pu se dérouler sans la collaboration entre l'Université de Nîmes et l'IMT Mines Alès et le financement de Nîmes Métropole.

Je remercie dans un premier temps l'ensemble des membres du jury, Mme Abi-Zeid, M. Lefevre, Mme Mercier-Laurent, M. Montmain et M. Lacharité d'avoir participé à l'évaluation de ce travail et pour l'intérêt qu'ils y ont accordé. Je remercie plus particulièrement les rapporteurs de ce manuscrit : Mme Abi-Zeid et M. Lefevre. Ils ont apporté des remarques et conseils pertinents permettant d'envisager plusieurs perspectives de recherche. Je remercie aussi tout particulièrement Jacky Montmain, directeur du LGI2P, de m'avoir fait l'honneur de présider ce jury et de m'avoir accueillie au sein du laboratoire.

Je tiens à présent à remercier mon équipe encadrante, en premier lieu mes directeurs de thèse : Benoît Roig et Gilles Dusserre. Je les remercie de m'avoir offert l'opportunité de faire une thèse et de m'avoir accordé leur confiance pour mener ce travail à bien. Ils ont toujours fait preuve de beaucoup d'enthousiasme et m'ont laissé une grande liberté dans les choix d'orientation de ces travaux.

La réussite de cette thèse doit beaucoup à la qualité de mon encadrement de proximité. Je remercie donc Abdelhak Imoussaten et Sébastien Harispe pour leur implication et leurs encouragements tout au long de ce parcours qui pu être – par moments – sinueux. Ils m'ont permis de découvrir de nouveaux domaines scientifiques et réussi à me transmettre un peu de leur savoir ! Leur disponibilité, leur pédagogie et leurs critiques, toujours constructives et justes, ont contribué à me former à l'exercice de la recherche. Je leur en suis reconnaissante.

Je tiens également à remercier les différents acteurs au sein de Médecins Sans Frontières avec qui ce projet a été initié. Le partage de leur expertise et les données qu'ils m'ont fournies ont permis d'illustrer et d'enrichir ce travail. J'associe à ces remerciements Edith Teychene et Carine Farina pour leur aide précieuse pour la partie administrative. Mes remerciements vont également à l'ensemble des stagiaires et étudiants qui ont contribué à ce projet.

Enfin, je remercie chaleureusement les collègues et amis du LGI2P ou des labos voisins, en particulier : Lucie et Frank, Behrang, Emilie, Thibault, Quentin, Clément, Pierre-Antoine, Pascale. Les nombreux bons moments partagés ont su rendre cette période agréable et joyeuse.

Même si je doute qu'ils lisent ce manuscrit, mes derniers remerciements s'adressent à mes proches pour leur soutien discret et constant. Alexandre, merci de m'avoir encouragée et supportée – dans tous les sens du terme – durant ces trois années.

Table des matières

Résumé	iii
Remerciements	v
1 Introduction générale	1
1.1 Contexte général et cadre applicatif	1
1.1.1 Cadre d’application : les organisations humanitaires et la réponse aux situations d’urgence	2
1.1.2 Les enjeux et attentes du RetEx dans les organisations humanitaires	3
1.1.3 Quelles pratiques de RetEx dans ces organisations?	4
1.1.4 Limites à la mise en œuvre du RetEx dans les organisations humanitaires	7
1.2 Problématique et objectifs des travaux	9
1.3 Organisation du manuscrit	12
2 Le Retour d’Expérience, une approche de Gestion des Connaissances	13
2.1 Connaissances et Gestion des Connaissances	14
2.1.1 Notion et types de connaissance	14
2.1.2 Gestion des Connaissances	18
2.1.3 De l’expérience à la gestion de l’expérience	20
2.2 Le Retour d’Expérience	22
2.2.1 Origines du Retour d’Expérience	22
2.2.2 Définitions et modèles du Retour d’Expérience	23
2.2.3 Processus générique du Retour d’Expérience	28
2.2.4 Types de Retour d’Expérience	29
2.2.5 Méthodes et outils	29
2.2.6 Synthèse	35
2.3 Représentation des Expériences	36
2.3.1 Logiques de Description	37
2.3.2 Formalismes mobilisés pour la représentation de l’expérience	41
2.4 Bilan	43
3 Approche générale	45
3.1 Positionnement des travaux	46
3.1.1 Objectifs et spécificités de l’approche de RetEx étudiée	46

3.1.2	Problématique et objectifs	49
3.2	Approche générale proposée	50
3.2.1	Étape A - Formalisation des Expériences	51
3.2.2	Étape B - Guider le RetEx	54
3.2.3	Étape C - Découverte de règles	55
3.3	Notations	57
3.3.1	Base d'expériences RDF et représentation d'intérêt	57
3.3.2	Distinction des attributs : caractéristiques et critères	59
3.3.3	Prise en compte de l'imprécision	59
3.3.4	Représentation des règles d'association	60
3.4	Synthèse	60
4	Guider le Retour d'Expérience	63
4.1	Introduction et objectifs	64
4.2	L'analyse multicritère	66
4.2.1	Les méthodes d'agrégation	67
4.2.2	Les méthodes de surclassement	69
4.2.3	L'élicitation des préférences	74
4.2.4	Identification des contributions marginales pour l'explication des décisions	80
4.3	Choix d'une méthode d'aide à la décision multicritère pour l'évaluation des expériences	82
4.4	Approche proposée pour l'identification de la contribution des critères avec Electre Tri	84
4.4.1	Approche générale	84
4.4.2	Identification de la contribution des critères	86
4.4.3	Généralisation du sous-ensemble de critères d'intérêt pour un ensemble d'expériences similaires	90
4.5	Illustration de l'approche	93
4.5.1	Identification des paramètres	94
4.5.2	Contribution des critères	94
4.6	Synthèse	97
5	Découverte de règles d'association à partir de données imparfaites	99
5.1	Introduction et objectifs	100
5.2	Découverte de règles d'association	102
5.2.1	Principe général	102
5.2.2	Intérêt d'une règle d'association	102
5.3	Données imparfaites et théorie des fonctions de croyance	105
5.4	Définition du problème et positionnement	109
5.4.1	Définition du problème	109
5.4.2	Processus de sélection des règles d'association	111
5.4.3	Découverte de règles d'association : le cas des données imparfaites	115

5.5	Approche proposée pour la sélection de règles d'association	122
5.5.1	Évaluer l'intérêt des règles extraites à partir de données imprécises	122
5.5.2	Réduction de l'espace de recherche	127
5.5.3	Processus de sélection des règles	128
5.6	Illustration	133
5.7	Synthèse	138
6	Illustration de l'approche de RetEx	141
6.1	Introduction	141
6.2	Etape A - Représentation des expériences passées	142
6.2.1	Constitution de la base d'expériences	143
6.2.2	Base de connaissances RDF et représentation d'intérêt pour l'ex- ploitation	152
6.3	Exploitation de la base d'expériences pour la découverte de connais- sances	154
6.3.1	Etape B - Guider le RetEx	155
6.3.2	Etape C - Découverte de règles d'association	166
6.4	Synthèse	175
7	Conclusion générale	177
7.1	Inférence semi-automatisée des enseignements à partir de l'analyse d'ex- périences passées	177
7.2	Perspectives	181
A	Exemple de <i>Lessons Paper</i>	185
B	Formalismes de représentation	189
B.1	Logiques de description	189
B.2	Standards de représentation : langages issus du Web sémantique	190
B.2.1	RDF	191
B.2.2	RDFS	192
B.2.3	OWL	193
B.2.4	SWRL et règles	193
C	Illustration dans le domaine humanitaire : ressources complémen- taires	197
C.1	Ressources complémentaires	197
C.1.1	L'exemple de HXL	198
C.2	Définition de formulaires pour l'acquisition de l'information	201
D	Règles non-dominées	205
	Bibliographie	209

Table des figures

1.1	Extrait d'un "lessons paper" de l'ALNAP.	6
2.1	Dynamique des connaissances, d'après [Baumard et Starbuck, 1996]. . .	17
2.2	Modèle de Gestion des Expérience, d'après [Bergmann, 2002].	25
2.3	Processus de capitalisation.	27
2.4	Processus de Retour d'Expérience, d'après [Bertin et al., 2012] et [Belser, 2008].	28
2.5	Représentation d'une base de connaissances basée sur les Logiques de Description, d'après [Baader et al., 2003].	38
2.6	<i>The Linked Open Data Cloud</i>	40
3.1	Schéma général de l'approche de RetEx proposée.	52
3.2	Exemple de graphe RDF pour la représentation des missions.	58
4.1	Pseudo-critères et situations de préférence.	70
4.2	Indice de concordance partielle.	72
4.3	Indice de discordance partielle.	73
4.4	Illustration de la problématique de tri : évaluation d'une alternative et définition des catégories.	74
4.5	Procédure d'Electre Tri, d'après [Maystre et al., 1994].	75
4.6	Schéma du processus proposé pour l'identification les critères d'intérêt avec Electre Tri.	92
5.1	Exemple de représentation graphique du degré de spécificité des règles.	127
5.2	Illustration de la réduction de l'espace de recherche à partir des éléments focaux.	128
5.3	Exemple d'une taxonomie d'informations sur un attribut et les concepts associés.	129
5.4	Représentation des réductions de l'espace de recherche des règles.	129
5.5	Synthèse des différentes réductions et sélections de règles proposées.	132
5.6	Taxonomies définissant les informations d'intérêt pour des attributs donnés.	134
6.1	Exemples de classes et propriétés définies par le vocabulaire MOAC.	145
6.2	Représentation partielle du concept CrisisSituation	148
6.3	Représentation partielle du concept Beneficiary	148
6.4	Représentation partielle du concept StaffChoice	148

6.5	Représentation partielle du concept ReliefProject	149
6.6	Représentation des principaux concepts sur lesquels se base la description d'une mission.	149
6.7	Exemple de graphe RDF(S) pour la représentation partielle d'une mission.	151
6.8	Exploitation du nombre de relations de type cooperatesWith impliquant une même instance.	153
6.9	Missions considérées pour la base d'expériences et exemple d'informations disponibles sur une mission (extrait).	155
6.10	Taxonomies définissant les informations d'intérêt pour les attributs.	169
B.1	Extrait de l'architecture en couches du Web Sémantique, (W3C, 2007).	191
B.2	Exemple de graphe RDF(S).	193
C.1	HXL : exemples de balises et attributs.	198
C.2	Extrait des spécifications définies pour les formulaires (1/2).	202
C.3	Extrait des spécifications définies pour les formulaires (2/2).	203
C.4	Exemple de formulaire implémenté pour la description partielle d'une mission.	203

Liste des tableaux

2.1	Synthèse sur les principales méthodes de RetEx.	33
2.2	Synthèse des formalismes utilisés pour la représentation des expériences.	42
3.1	Représentation d'intérêt.	58
4.1	Exemple : contribution des sous-ensembles.	89
4.2	Exemple : critères d'évaluation.	94
4.3	Exemple : performances d'une mission.	94
4.4	Exemple : ensemble d'apprentissage.	95
4.5	Exemple : valeurs des paramètres inférées.	95
4.6	Exemple : contributions individuelles des critères.	96
4.7	Exemple : contribution des sous-ensembles de critères ($I \subseteq J_\gamma$).	96
5.1	Comparaison des méthodes MCDA utilisées pour la sélection de règles d'association.	113
5.2	Exemple d'une base de données évidentielle.	116
5.3	Calcul des masses pour la base de données évidentielle.	117
5.4	Critique de la pertinence éventuelle d'une règle à partir des règles impliquant ses complémentaires.	125
5.5	Exemple : éléments focaux, croyance et plausibilité.	125
5.6	Relations entre support et confiance de la règle et les relations impliquant ses complémentaires.	126
5.7	Synthèse des mesures d'intérêt considérées dans le processus de sélection.	129
5.8	Base d'observations exprimées à partir d'informations précises, imprécises ou manquantes.	134
5.9	Ensemble de règles non-dominées.	135
5.10	Évaluations des règles non-dominées sur 9 mesures.	136
5.11	Ensembles finaux de règles obtenus avec la sélection basée sur Electre I avec différentes configurations de paramètres.	136
6.1	Extrait de la base de missions considérée.	154
6.2	Critères d'évaluation.	157
6.3	Évaluation des expériences sur l'ensemble des critères.	158
6.4	Illustration : ensemble d'apprentissage.	160
6.5	Illustration : ensemble de paramètres identifié pour le modèle Electre Tri.	161
6.6	Illustration : affectations des expériences avec Electre Tri.	162

6.7	Illustration : contributions individuelles des critères pour $d \in \mathcal{D}^+$.	163
6.8	Illustration : sous-ensembles de critères I (tels que $I \subseteq J_\gamma, \beta > 0.9$).	164
6.9	Illustration : sous-ensembles de critères d'intérêt ($I_{Pm,\beta\gamma}^*(d)$).	164
6.10	Illustration : contributions individuelles des critères pour $d \in \mathcal{D}^-$.	166
6.11	Base d'observations considérée pour l'analyse, comportant des informations précises, imprécises ou manquantes.	168
6.12	Illustration : paramètres du modèle Electre I et ensembles finaux de règles sélectionnées.	170
6.13	Illustration : règles sélectionnées et évaluations associées.	171
B.1	Exemple de base de connaissances.	195
C.1	Exemples de ressources (ontologies, vocabulaires) liées au domaine humanitaire et à la gestion de situations d'urgence.	199
D.1	Illustration : règles non-dominées sélectionnées et scores sur les 9 mesures d'intérêt.	206

Liste des abréviations

ALNAP	Active Learning Network for Accountability and Performance in humanitarian action
ARM	Association Rule Mining
ECD	Extraction de Connaissances à partir de Données
CPS	Chimio-prévention du Paludisme Saisonnier
GC	Gestion des Connaissances
LD	Logiques de Description
LLP	Lessons Learned Process
LLS	Lessons Learned System
LOD	Linked Open Data
MCDA	Multiple Criteria Decision Analysis
MCT	Modèle des Croyances Transférables
ML	Machine Learning
MSF	Médecins Sans Frontières
NFI	Non-Food Items
ONG	Organisation Non Gouvernementale
OWL	Web Ontology Language
RàPC	Raisonnement à Partir de Cas
RDF(S)	Resource Description Framework (Schema)
RetEx	Retour d'Expérience

Chapitre 1

Introduction générale

Sommaire

1.1 Contexte général et cadre applicatif	1
1.1.1 Cadre d'application : les organisations humanitaires et la réponse aux situations d'urgence	2
1.1.2 Les enjeux et attentes du RetEx dans les organisations humanitaires	3
1.1.3 Quelles pratiques de RetEx dans ces organisations?	4
1.1.4 Limites à la mise en œuvre du RetEx dans les organisations humanitaires	7
1.2 Problématique et objectifs des travaux	9
1.3 Organisation du manuscrit	12

1.1 Contexte général et cadre applicatif

Le processus de Retour d'Expérience (RetEx) est assimilable en de nombreux points à une approche de gestion des connaissances qui vise à capitaliser, valoriser et diffuser tant que possible les connaissances explicites et tacites liées aux activités d'une organisation et les enrichir par de nouvelles. L'objectif de cet exercice de gestion des connaissances est de garantir et d'améliorer le fonctionnement de l'organisation en tirant avantage des erreurs et succès passés [Liebowitz, 2001]. Il s'agit d'analyser de façon méthodique et rigoureuse des événements ou situations vécus, pour comprendre les causes et les mécanismes ayant conduit à leur performance, bonne ou mauvaise et ce, afin d'en tirer des enseignements pour l'avenir.

Au-delà de sa capacité à faire évoluer les organisations, le RetEx constitue avant tout une opportunité de partage et d'apprentissage pour l'ensemble des acteurs. La connaissance experte – forgée par l'expérience – est souvent critique pour l'organisation ; elle correspond au substrat à partir duquel les experts prendront leurs décisions. Dans un contexte fortement concurrentiel, la gestion et la valorisation de ce capital immatériel revêt alors une importance majeure et stratégique pour les organisations. La mise en œuvre d'une démarche de RetEx est primordiale pour préserver l'expertise

et la connaissance au sein de l'organisation. Elle constitue une composante indispensable de toute démarche d'amélioration continue et un élément de progrès¹ pour l'organisation dans le temps.

Depuis de nombreuses années, les grands groupes industriels et entreprises se sont ainsi intéressés à la mise en place du RetEx. Si le principe général sur lequel il se fonde s'appréhende sans difficulté, sa mise en œuvre technique, méthodologique et organisationnelle au sein de l'entreprise est plus complexe. Le processus de RetEx a alors fait l'objet d'un certain nombre d'études, menées dans plusieurs domaines et communautés –la sûreté de fonctionnement, la gestion des connaissances, etc. – et qui ont abouti à la définition d'approches variées.

Selon la nature de leurs activités, les entreprises ou plus généralement les organisations adoptent des approches différentes du fait de leurs spécificités [Prax, 2018]. En effet, celles-ci peuvent traiter de processus techniques guidés par des procédures strictes ou d'activités reposant avant tout sur l'humain et fortement contextualisées. Leur performance peut, ou non, être impactée par des facteurs endogènes ou exogènes [Prax, 2018]. De plus, la quantité et la nature des informations disponibles au sein de chaque organisation peut varier. Par conséquent, les méthodes produites et éprouvées pour un certain type d'organisation s'avèreront inadaptées pour d'autres.

Nous nous intéressons ici spécifiquement aux pratiques et démarches de RetEx au sein des organisations humanitaires ou de solidarité internationale, et en particulier Médecins Sans Frontières (MSF).² Les spécificités de ce secteur impactent la pratique du RetEx et soulèvent de nombreux défis.

1.1.1 Cadre d'application : les organisations humanitaires et la réponse aux situations d'urgence

Les organisations humanitaires ont pour vocation de porter une assistance médicale, matérielle ou logistique à des populations en difficulté dont la vie ou la santé peuvent être menacées. Elles interviennent principalement en cas de catastrophes d'origine naturelle ou liées aux activités humaines – séismes, typhons, conflits armés, épidémies, etc. Les actions menées par ces organisations se traduisent notamment par la mise en place de secours matériels, nutritionnels et sanitaires qui, déployés en urgence permettront d'améliorer les conditions de vie des populations affectées par la catastrophe ; et ainsi réduire l'impact de cette dernière.

Pour chaque situation d'urgence, la mise en place d'une réponse repose avant tout sur de nombreux processus de décisions dont l'action découle. Les organisations disposent, en règle générale, d'un large éventail de compétences, et de capacités matérielles et humaines et doivent inévitablement se questionner sur les activités à déployer et les moyens à mettre en place, en amont et sur le terrain, c'est un travail complexe ;

1. <https://www.icsi-eu.org/documents/64/guide-rex-pme.pdf>.

2. Nous soulignons ici que Médecins Sans Frontières n'est pas le commanditaire de ces travaux mais a fourni un contexte d'étude et des données servant de base pour les illustrations. Bien qu'influencés par les pratiques au sein de MSF, nos travaux ne sont pour autant pas contraint par ce cas d'étude.

en partie « sur mesure » [Villeval et Lavigne-Delville, 2004]. Cette prise de décision permettant de définir des stratégies d'action pertinentes est une des composantes de la gestion d'urgence humanitaire. Celle-ci amène la mise en œuvre de mesures dans des délais courts où le temps de l'analyse des situations est restreint par la nécessité d'une intervention rapide. Les décisions se doivent alors d'être rapides et efficaces, bien que sujettes à différentes contraintes contextuelles, temporelles ou émotionnelles. Elles reposent d'une part sur des référentiels techniques ou méthodologiques (définis par l'organisation ou pour le secteur humanitaire¹) et sur des documents plutôt normatifs qui constituent une connaissance explicite et doivent être adaptés à des contextes toujours en partie spécifiques. D'autre part, elles s'appuient sur l'expertise et le savoir de quelques experts, une connaissance souvent tacite construite notamment par l'expérience terrain. Ce patrimoine immatériel de l'organisation qui gouverne en partie les décisions est cependant très souvent non diffusé et non formalisé. Le retour d'expériences présente ainsi de nombreux enjeux pour les organisations que nous abordons dans la section suivante.

1.1.2 Les enjeux et attentes du RetEx dans les organisations humanitaires

Dans le contexte d'une organisation humanitaire, le RetEx répond à différentes attentes et objectifs :

- *Préserver le capital immatériel nécessaire à la conduite des actions.* Capitaliser et diffuser la connaissance associée aux expériences permet de conserver la mémoire des activités et d'éviter les pertes de savoirs liées par exemple au *turn-over* fréquent des équipes dans ces organisations. Faute de capitalisation, les leçons tirées d'une expérience ne sont connues que de ceux qui l'ont vécue et sont donc temporaires, mais resteront accessibles plus facilement et plus durablement si elles sont formalisées.
- *Garantir la qualité des actions et l'amélioration des processus de prise de décision.* Il s'agit d'éviter de reproduire des erreurs ou résultats indésirables et de promouvoir les succès et actions dont l'efficacité a été prouvée. La production de nouvelles connaissances issues de l'expérience et leur diffusion constituent un levier fondamental pour améliorer l'efficacité des actions. S'appuyer sur un ensemble de références et connaissances pour la résolution de nouvelles situations sera d'autant plus bénéfique si elles sont validées par l'expérience [Villeval et Lavigne-Delville, 2004].

En outre, le monde des ONG² est en constante évolution et leur nombre ne cesse d'augmenter. Elles opèrent dans un environnement soumis à une concurrence accrue

1. e.g. Manuel Sphère, définissant les standards de l'action humanitaire.

2. ONG : Organisation Non Gouvernementale. Nous utiliserons dans ce manuscrit, par abus de langage le terme d'ONG pour faire référence aux organisations humanitaires et ou de solidarité internationale.

et de plus en plus exigeant les contraignant à répondre à des normes et réglementations toujours plus nombreuses et lourdes. Leurs pratiques sont de plus en plus surveillées, médiatisées et analysées ; ces mutations imposent d'adapter leurs modes de fonctionnement et de questionner leurs pratiques. Le RetEx devient alors un outil qui va faciliter la justification de leurs actions et renforcer leur crédibilité vis-à-vis des bailleurs de fonds [Didier, 2011] mais aussi des bénéficiaires qui exigent du travail de qualité.

Pour les organisations humanitaires possédant une grande richesse immatérielle, le RetEx, et à plus grande échelle, la Gestion des Connaissances (GC), répondent ainsi à des enjeux à la fois opérationnels – recherche de performance, définition des politiques d'intervention pertinentes en favorisant des démarches dont l'efficacité a été prouvée – et stratégiques – justification, remise en cause, regard critique sur ses pratiques.

1.1.3 Quelles pratiques de RetEx dans ces organisations ?

La démarche de RetEx et de capitalisation des expériences est issue des pratiques d'entreprises dans un contexte concurrentiel où qualité et savoir-faire sont essentiels pour garantir l'efficacité, l'efficacé et la productivité. Cette démarche a légitimement investi le secteur des ONG dans les années 1995-2000, en raison des changements organisationnels auxquels elles font face (professionnalisation, redevabilité envers bailleurs et bénéficiaires...) [Didier, 2011]. Ce mouvement est initié en France avec les travaux de De Zutter [1994]. Si le RetEx est couramment mis en œuvre dans les entreprises et sociétés privées, dans le secteur des ONG humanitaires pour lequel les enjeux sont nombreux, les pratiques en la matière restent encore assez limitées. Les méthodologies développées dans le secteur privé peuvent inspirer le secteur des ONG, sans toutefois être complètement transposables puisque le RetEx doit être adapté aux besoins spécifiques et aux particularités des ONG [Georges, 2006] ; (e.g. RetEx basé sur des hypothèses statistiques peu compatibles avec le nombre d'expériences plus restreint, ou impliquant des modèles de connaissances avec un haut niveau d'abstraction, capitalisation restreinte aux incidents...)

De nombreuses structures d'accompagnement et de réflexion sur les pratiques humanitaires ont vu le jour : des ONG, des collectifs d'ONG, des structures indépendantes, des acteurs institutionnels. L'ALNAP, le Groupe URD, le GRET, F3E¹, etc. en sont quelques exemples. Ces structures développent et proposent des outils, des réflexions sur les démarches de RetEx et de capitalisation des expériences. Pourtant les études sur les pratiques de RetEx et de capitalisation dans les ONG (e.g. [Villeva et Lavigne-Delville, 2004 ; Georges, 2006 ; Didier, 2011 ; Britton, 2005]) montrent

1. ALNAP : Active Learning Network for Accountability and Performance in Humanitarian Action ;

Groupe URD : Groupe Urgence Réhabilitation Développement ;

GRET : Groupe de Recherche et d'Echange Technologique ;

F3E : Évaluer, Échanger, Éclairer.

qu'il existe encore peu de documents de référence sur le sujet. Les documents existants s'attachent principalement à développer les enjeux du RetEx et l'intérêt de la valorisation des expériences. En revanche, les apports méthodologiques sur sa mise en œuvre pratique semblent encore insuffisants, les méthodes mises en place et les outils utilisés ne sont en général pas présentés explicitement.

Pour illustrer ces pratiques, nous prenons ici l'exemple de l'ALNAP (un réseau composé d'ONG, d'agences des Nations Unies, d'académiques...) qui travaille sur l'amélioration des performances dans l'action humanitaire par l'apprentissage et l'évaluation. Depuis 2001, l'ALNAP produit des « lessons papers » – 18 rapports publiés – dont l'objectif est d'améliorer la performance des actions en présentant aux acteurs de l'humanitaire des leçons actionnables, issues de réponses passées dans un format concis et facilement lisible. Cet organisme a récemment publié un guide méthodologique [Dillon et Campbell, 2018] pour la construction de ces « lessons papers » qui nous semble le plus abouti parmi les autres guides de RetEx définis pour ce secteur. La démarche proposée est fondée sur les étapes suivantes :

1. Définir l'objectif du RetEx et les questions de recherche.
2. Mobiliser l'information et la connaissance disponible. Il s'agit de sélectionner les sources d'information (rapports, entretiens, études de cas, littérature académique...), des techniques de recherche de littérature (essentiellement la recherche par mots clés à différents niveaux de granularité – titre, *abstract*, texte intégral) sont utilisées à cet effet.
3. Estimer la qualité de ces sources d'information.¹ Celle-ci est estimée soit sur la base du seul jugement implicite de l'auteur², soit à partir de critères explicites.
4. Traiter et analyser le corpus constitué sous l'angle du questionnement retenu afin d'identifier les enseignements. L'analyse passe par la définition d'une matrice d'étude spécifiant les informations à extraire dans chaque document : métadonnées ; leçons exposées dans ce document ; éléments relatifs à la qualité de cette source...
5. Formaliser et expliciter ces analyses et présenter les leçons retenues. Il s'agit de : (i) sélectionner les leçons selon leur spécificité (i.e. cadre d'application), leur pertinence, l'étendue des preuves qui les supportent (i.e. le nombre de fois où elles ont été observées) et leur qualité ; (ii) de les représenter sous une forme qui sera conservée d'une étude à l'autre, e.g. forme narrative... Notons que la qualité d'une leçon, ou le degré de confiance qui lui est accordé, tient compte de : la qualité des sources où cet enseignement a été identifié ; la cohérence entre ces sources (i.e. la leçon fait-elle consensus ou est-elle controversée selon les sources) ; et le caractère généralisable de cet enseignement (i.e. applicabilité à différents contextes). Sur ce dernier point, lorsque la faible qualité ou le faible

1. *Assessing evidential quality.*

2. On entend ici par auteur, la personne en charge de l'étude (i.e. du RetEx) et de la rédaction des produits du RetEx.

nombre de preuves considérées limite les possibilités de généralisation, Dillon et Campbell [2018] suggèrent de présenter les leçons comme des idées ou pistes à considérer par les acteurs du secteur dans la préparation et la mise en œuvre d'une réponse humanitaire.

- Rédiger un document de synthèse, permettant de restituer et diffuser les résultats du RetEx auprès des acteurs de l'organisation.

Pour illustrer concrètement le résultat issu de cette démarche, nous prenons l'exemple du « Lessons Paper » produit sur la réponse aux tremblements de terre¹ [Juillard et Jourdain, 2019]. Le rapport s'appuie sur l'analyse d'un corpus de documents publiés depuis 2008. Après l'identification de 3971 ressources, 66 documents ont été sélectionnés et retenus pour l'analyse.

Un extrait du rapport produit est donné en Figure 1.1 – cette ressource est donnée dans l'Annexe A. La leçon présentée (cf. Lesson 8) est étayée par quelques exemples positifs et négatifs : e.g. solutions mises en place pour la gestion des débris, tels que l'emploi de personnel sur place, leur nombre, les risques associés, les problématiques rencontrées. Ces descriptions (problèmes, solutions, risques) sont complétées par des recommandations succinctes. Un degré de confiance est associé à cette leçon traduisant la qualité de chaque document cité dans cette leçon, et le nombre de documents qui ont permis de l'établir. Les leçons sont donc présentées dans un format clair et concis, et supportées par des éléments concrets. L'enseignement proposé dans l'exemple, reste relativement général, notamment du point de vue du contexte d'application (e.g. tremblement de terre et milieu urbain).

C. Strategic planning

Strategic planning builds on the assessment of humanitarian needs, which provides 'the evidence base and analysis of the magnitude of the crisis and identifies the most pressing humanitarian needs' (Humanitarian Platform, 2008). Building on the successes and failures of previous humanitarian programmes, the following section outlines lessons learnt that are specific to conducting strategic planning after an earthquake.

Lesson 8: Locate spaces to store debris and, if appropriate, use short-term conditional assistance to clear it

HIGH CONFIDENCE: [Progress bar: 4/5 filled]

Earthquakes cause a significant amount of debris and rubble when they destroy buildings and other infrastructure (Sibley and Williamson, 2010; Jackson, 2015). This is particularly relevant in urban settings. As demonstrated by previous responses, one of the most urgent actions is to clear the debris to make critical roads and rescue sites accessible (Fitzgibbon et al., 2015). This requires identifying available spaces that can temporarily house rubble, that can be used to build temporary shelters. A previous ALNAP Lessons Paper credited 'mapping and use of free spaces in Nepal for storing debris as a success of the humanitarian response' (Anderson and Randall, 2015). At the same time, however, the number of debris storage areas that can be used is often proved to be inadequate, which demonstrates how difficult debris management can be in post-earthquake contexts.

Cash-for-work (CFW) and food-for-work (FFW) schemes can be appropriate responses in post-earthquake contexts, as they can provide crisis-affected people with temporary labour opportunities and jumpstart the reconstruction process by supporting debris-clearing efforts (Ibrahim, 2012).

CFW and FFW were used extensively after the 2010 Haiti Earthquake. For instance, Oxfam employed nearly 8,000 very poor or poor households for unskilled labour activities, providing them with income (Young and Henderson, 2010: 40). Other CFW programmes in Haiti were used to dig out clear canals and routes, clear rubble, and rehabilitate infrastructure (Grineswald et al., 2012: 27). In Nepal, the United Nations Development Programme (UNDP)'s CFW programme hired nearly 3,000 households to remove debris from public buildings, demolish private houses, and help rehabilitate local government offices (Bhattacharya, 2010: 16).

Despite these positive examples, there are significant risks and issues associated with such schemes. Engaging non-specialised labour in debris clearance can expose individuals to safety hazards, remove part of a household's workforce, and undermine more traditional forms of mutual help (Grineswald et al., 2012: 27). Safety hazards are a particular risk when people lack the training or appropriate materials to protect themselves, which is why one report stressed the importance of teaching participants 'safe demolition' (Bhattacharya, 2010: 16).

CFW schemes used after the Haiti Earthquake faced a wide array of problems. These included a lack of preparation and capacity to implement on a large scale, a slow governmental approval process, and difficulties in identifying both the activities to conduct and the affected populations to participate (Grineswald et al., 2012: 27).

To help avoid some of these issues, implementers should consider various elements such as the duration of each individual engagement in a CFW/FFW scheme, the type of activities targeted for CFW, the wage paid to participants, and the provision of insurance to participants when engaging in CFW/FFW schemes. For more information about these topics, refer to guidelines such as MercyCorps' Guide to cash-for-work programming (MercyCorps, 2007).

Although this is not necessarily earthquake-specific, it must be noted that beyond conditional assistance, there have been various successful examples of using unconditional cash transfers (UCTs) in earthquake response. Examples of this are listed below.

Lesson 8: Locate spaces to store debris and, if appropriate, use short-term conditional assistance to clear it

HIGH CONFIDENCE: [Progress bar: 4/5 filled]

Lesson 10: Mobilise sufficient and appropriate surge capacities

MEDIUM CONFIDENCE: [Progress bar: 3/5 filled]

FIGURE 1.1 – Extrait d'un "lessons paper" de l'ALNAP sur la réponse à des tremblements de terre majeurs [Juillard et Jourdain, 2019].

Notons que la méthodologie de RetEx proposée dans [Dillon et Campbell, 2018] pour l'identification d'enseignements est semblable à celles qui ont pu être établies

1. Il couvre les tremblements de terre du Pakistan (2005), Chine (2008), Haiti (2010), Nouvelle Zélande (2011), Japon (2011) et Népal (2015).

au sein d'autres ONG ; e.g. Handicap International [Guy et Lamarzelle, 2014], etc. Seul l'aspect qualité et fiabilité des leçons identifiées, sur lequel insiste le guide de l'ALNAP, constitue une différence notable.

Pour compléter cet aperçu sur les pratiques de RetEx dans le secteur humanitaire, nous donnons un aperçu des pratiques de MSF¹ (Paris), qui nous servira de cadre d'illustration. Le RetEx n'y est pas systématique ; il est déclenché *a posteriori* lorsque l'organisation souhaite capitaliser spécifiquement sur : une mission considérée comme insatisfaisante ou bien particulièrement réussie, ou une thématique précise commune à plusieurs missions. Le RetEx est conduit sur une durée de 6 à 12 semaines par une cellule d'évaluation² aux compétences pluridisciplinaires (experts en évaluation, spécialistes en médecine humanitaire, etc.). Une phase de collecte permet de recueillir l'ensemble des documents se rapportant au sujet traité : documents officiels, formels ou informels (rapports de mission, comptes rendus de réunions, communiqués officiels, mails, etc.). Des entretiens complémentaires menés auprès des acteurs du projet permettent, entre autres, de valider l'information collectée par triangulation³. Les données collectées sont ensuite analysées et interprétées, il s'agit d'analyser les stratégies du projet et les résultats atteints par rapport à des objectifs fixés. Les résultats sont partagés à un ensemble d'acteurs pour questionner la faisabilité des recommandations proposées, qui après validation sont consignées dans un rapport exhaustif.

Notons qu'ici la limite entre évaluation et RetEx (capitalisation) est ténue. En effet, de nombreux travaux traitant de RetEx/capitalisation se ramènent à une évaluation ou s'en inspirent. Ces deux notions reposent toutes deux sur l'analyse d'une expérience, une prise de recul critique par rapport à celle-ci, et sont donc proches bien qu'il existe dans l'évaluation une notion de jugement (analyser les résultats par rapport aux objectifs). Pour Villeval et Lavigne-Delville [2004], il existe nécessairement une articulation entre ces deux pratiques. Celle-ci mérite d'être définie en fonction du projet :

- l'évaluation est une source d'information synthétique (e.g. rapport d'évaluation) pour la capitalisation ;
- l'évaluation est une composante de la capitalisation ;
- la capitalisation peut être préalable à l'évaluation.

1.1.4 Limites à la mise en œuvre du RetEx dans les organisations humanitaires

En dépit des méthodologies qui ont pu être proposées pour la conduite de démarche de RetEx dans les ONG humanitaires, trop peu d'informations existent sur

1. Cas de la Section Paris : MSF OCP (Centre Opérationnel Paris).

2. La cellule d'évaluation fonctionne de manière indépendante à MSF.

3. En recherche qualitative, la triangulation consiste à recueillir et croiser différentes sources de données et points de vue et utiliser différentes démarches pour la collecte de données, afin de vérifier leur validité et confirmer un résultat (e.g. vont dans le même sens, ne se contredisent pas...).

leur mise en œuvre pratique en particulier concernant les moyens techniques et outils utilisés, il s'agit essentiellement de lignes directrices. En outre, un certain nombre de « faiblesses » dans les approches actuelles et de facteurs limitants sont identifiés tant du point de vue organisationnel et humain que méthodologique ou encore technique.

Freins organisationnels et humains :

La logique d'action prime dans les activités de l'ONG. Les moyens humains et financiers sont prioritairement mobilisés pour l'opérationnel, laissant parfois en marge les activités relatives à la gestion des connaissances et au RetEx [Villeval et Lavigne-Delville, 2004].

La rotation rapide des ressources humaines caractéristique du secteur ne favorise pas la transmission et est identifiée par la majorité des ONG comme un obstacle majeur [Didier, 2011].

Le militantisme et l'activisme des ONG sont également identifiés comme un obstacle à la prise de recul avec le projet et/ou l'organisation nécessaire au RetEx [Georges, 2006]. L'implication émotionnelle des acteurs ne facilite pas l'autocritique, et la capacité de remise en question.

Au-delà de l'adhésion individuelle au RetEx, *le degré d'effort et d'investissement* qu'il demande peut également être un frein, à la fois humain et méthodologique – aspect chronophage des approches existantes.

Freins méthodologiques et techniques :

Comparativement à d'autres domaines d'application, Didier [2011] insiste sur le fait qu'il est plus facile de capitaliser sur des procédés techniques que sur des démarches dites de développement telle que la réponse humanitaires à une situation d'urgence qui ont *une dimension humaine complexe, difficile à appréhender*. Notons qu'à cette dimension s'ajoute également une composante contextuelle.

En termes de *produit du RetEx*, il est nécessaire de trouver un compromis entre des documents très narratifs (*storytelling*, récits détaillés, etc.) et souvent peu consultés et un excès de théorisation [Prax, 2018].

Par ailleurs, l'impact des produits du RetEx en termes d'amélioration des pratiques ne semble pas toujours probant. Comme nous l'ont rapporté des membres de MSF, les résultats proposés ne sont pas systématiquement opératoires, les recommandations et conclusions peuvent pointer des généralités ou évidences ne permettant pas d'aboutir à des actions concrètes.

Le RetEx vise à identifier des leçons, cependant *ce qui constitue ou non un enseignement*, ne semble jamais clairement défini. Dans les différents rapports issus de RetEx il s'agit généralement d'un ensemble d'idées et aperçus sur de précédentes réponses humanitaires, que les auteurs jugent utiles de considérer pour la gestion de nouvelles crises. De manière général, Britton [2005] caractérise ces leçons ou enseignements comme des connaissances utiles tirées de l'expérience et qui posent les principes

visant à orienter les actions. Soit une connaissance à acquérir afin de répondre aux normes établies, d'atteindre les objectifs ou d'améliorer l'efficacité de l'organisation.

La subjectivité et l'influence des auteurs ou experts qui conduisent le RetEx et l'analyse sont des sujets qui méritent attention. Dans les approches de RetEx actuellement pratiquées dans les ONG, le parti pris des auteurs se manifeste dans le choix des papiers analysés, le jugement de la qualité d'un papier selon sa source, l'importance accordée à une leçon en fonction de sa propre expérience. Ce sont autant d'éléments qui peuvent influencer et affecter les leçons présentées. Bien que ces biais ne puissent être totalement éliminés du processus de RetEx et peuvent dans une certaine mesure être utiles pour le guider, Dillon et Campbell [2018] insistent sur la nécessité de les réduire pour améliorer la qualité des résultats du RetEx.

Enfin le *contexte d'urgence* dans lequel les ONG interviennent rend la *collecte de données* particulièrement difficile et tend à limiter le type d'études pouvant être menées [Krystalli et Ott, 2015]. De plus, lorsque des données sont disponibles et collectées, leur caractère non formalisé ainsi que leur *fiabilité, représentativité et la présence de biais* qui peuvent légitimement être questionnées, vont contraindre significativement la mise en œuvre de toute forme d'exploitation automatisée d'un tel capital. La faible qualité de la base de données constituée (ou corpus) sera également une limitation à tout processus de généralisation, qui doit être envisagé avec une certaine prudence [Pritchett et Sandefur, 2013]

1.2 Problématique et objectifs des travaux

Les limitations évoquées précédemment sur les pratiques de RetEx dans les ONG humanitaires ainsi que l'inadéquation des méthodes du monde industriel au regard des spécificités de ce secteur motivent nos travaux. Nous nous intéressons en particulier à une approche de Retour d'Expérience pour la découverte d'enseignements génériques, semblables à la connaissance qui gouverne certaines décisions expertes, et ce à partir de l'analyse d'un ensemble d'expériences passées similaires – i.e. en termes de démarche, de thématique, etc. L'objectif est de contribuer à l'amélioration du processus de RetEx en s'appuyant sur une démarche semi-automatisée. Elle doit permettre une plus grande maîtrise des facteurs limitants identifiés dans les pratiques actuelles – l'effort cognitif, le temps investi ou encore la subjectivité et biais induits par les auteurs du RetEx – tout en considérant les contraintes du domaine – le caractère imparfait des données, le manque de formalisme, le nombre limité d'expériences...

A partir de la collecte, de la capitalisation et de l'analyse des informations issues du terrain, l'objectif est d'élaborer des éléments de connaissances – i.e. enseignements – exploitables et réutilisables dans la gestion de nouvelles situations, et plus spécifiquement dans les processus de décision. L'identification et la compréhension, *a posteriori*, des facteurs de succès ou d'échec, autrement dit les raisons pour lesquelles cela a bien ou mal fonctionné, constituent la source d'enseignement. Il s'agit alors

de distinguer des relations entre le succès/échec d'une expérience passée et les décisions prises au regard d'éléments contextuels qui la caractérisent. Cependant, l'analyse des expériences de manière individuelle est généralement insuffisante pour discerner les éléments spécifiques à une situation de ceux génériques permettant d'établir des principes communs.

La mise en correspondance et la comparaison d'expériences similaires – des démarches voisines dans des contextes différents – est alors indispensable. La découverte d'enseignements peut ainsi être assimilée à l'identification des divergences ou similitudes entre les expériences pouvant expliquer leur succès/échec global.

Dans ce contexte, les techniques d'Extraction de Connaissances à partir de Données (ECD) et d'analyse de données permettant la découverte de corrélations et de motifs fréquents dans des bases de données, présentent un réel intérêt. L'utilisation de telles techniques dans le cadre du RetEx pour générer de nouvelles connaissances, plus générales que celles portées par les expériences, fait pourtant l'objet de peu de travaux de recherche. Leur application au RetEx soulève différentes problématiques techniques compte tenu de la difficulté d'obtenir des données pertinentes et précises (données imparfaites), du manque de formalisme, du nombre limité d'expériences. Dans ce contexte, prétendre à des analyses automatisées est un défi que nous nous proposons d'aborder grâce au couplage des techniques d'ECD avec celles de la Représentation des Connaissances, de l'Analyse Multicritère et des Théories de l'incertain capables de représenter l'information imparfaite.

Nous proposons la définition d'une approche permettant l'inférence semi-automatisée d'enseignements *via* l'analyse d'expériences passées. Elle consiste à (A) définir une base d'expériences offrant des possibilités de raisonnements déductifs et inductifs ; puis (B) à questionner, à l'aide d'interactions avec des experts du domaine, le succès/échec des expériences et (C) extraire des règles soulignant des relations entre les caractéristiques des expériences (A) et leurs évaluations (B). Ces règles pourront être interprétées en enseignements, qui supporteront ou orienteront la prise de décision dans de nouvelles situations (indicateurs permettant de piloter le projet en attirant l'attention sur d'éventuelles dérives par rapport aux objectifs, et de souligner les éléments sur lesquels se concentrer en priorité).

Ce traitement comprenant trois étapes principales mobilise différents cadres et techniques et s'appuie sur des collaborations homme-machine. Les techniques de représentation des connaissances sont utilisées pour la modélisation des expériences (A). Les méthodes d'Analyse Multicritère vont accompagner : (i) l'évaluation de la performance des expériences, et (ii) l'identification des critères d'évaluation contribuant majoritairement à établir cette performance afin d'orienter le RetEx, tout en restreignant l'espace de recherche des enseignements (B). Les techniques de fouille de données (ou Data Mining, DM) seront appliquées pour la découverte de nouvelles connaissances sous la forme de règles – extraction de règles d'association (ARM)¹ – ;

1. ARM : Association Rule Mining.

elles tirent parti de la représentation des expériences. La validité et la pertinence des règles pour un domaine considéré seront étudiées en associant des mesures classiquement utilisées en ARM et en Analyse Multicritère.

Nos principales contributions pour la définition de cette approche concernent :

1. L'explication de l'évaluation d'une alternative (i.e. expérience) dans le cas de la méthode d'Analyse Multicritère Electre Tri. Elle se base sur l'identification du sous-ensemble de critères d'évaluation contribuant le plus fortement à ce résultat. Notons que cette problématique a été traitée dans le cadre de méthodes d'Analyse Multicritère dites d'agrégation mais pas dans le cas des méthodes de surclassement dont Electre Tri fait partie. L'approche proposée s'inscrit dans une procédure globale comprenant l'élicitation des préférences du décideur, le tri des alternatives avec Electre Tri et l'identification des critères contribuant à ce classement.
2. La définition d'une procédure de découverte et de sélection de règles pertinentes pour un domaine à partir de données imprécises. L'approche proposée enrichit l'expressivité des cadres existants basés sur la théorie des fonctions de croyance et les complète par une procédure de sélection plus riche. Celle-ci se base sur la définition de mesures d'intérêt permettant de comparer les règles, qui sont ensuite exploitées par la méthode de sélection Electre I. Nous nous intéressons également à l'exploitation de la connaissance du domaine pour (i) simplifier le processus d'extraction de règles d'association et (ii) faciliter l'identification de règles pertinentes.

Nous proposerons une synthèse méthodologique illustrée de cette approche. L'illustration sera construite à partir du cadre applicatif proposé par l'ONG Médecins Sans Frontières. Il s'agit de l'étude de différentes missions impliquant des interventions logistiques de type *distribution*. Elles concernent le déploiement et le support d'activités de masse visant à fournir des soins préventifs ou curatifs (campagne de vaccination, etc.), des vivres, des compléments alimentaires, des articles non vivres (NFI) à une large population dans un espace donné et une période limitée.¹ Ces missions, que nous appellerons par abus de langage *missions de distribution*, peuvent être menées dans des contextes d'urgence très variés (catastrophes naturelles, déplacement de population...). Elles reposent pourtant sur la mise en œuvre d'un processus logistique similaire et mobilisent des activités semblables (acheminement, stockage, tournées de distribution...). En revanche, les décisions stratégiques au sein de ces activités, telles que le choix d'un mode d'acheminement approprié, sont faites au regard du contexte et conditionneront le succès ou l'échec de la mission. Le RetEx se concentrera donc sur la réponse logistique dont l'efficacité et l'efficacé constituent une part importante du succès des opérations humanitaires [Overstreet et al., 2011] et méritent donc une attention particulière.

1. Définition de la classe d'intervention "Distribution" issue d'une affiche de présentation de la typologie logistique de MSF Paris.

1.3 Organisation du manuscrit

Le manuscrit est organisé comme suit.

Le Chapitre 2 introduit les notions essentielles associées au Retour d'Expérience dans un cadre de Gestion des Connaissances (GC), et précise ensuite la définition du processus de RetEx. Les principales méthodes proposées dans la littérature pour supporter cette activité et issues de plusieurs courants scientifiques sont présentées. Cette étude permettra par la suite de positionner nos travaux. Une seconde partie se concentre sur la représentation des expériences, essentielle pour la mise en œuvre du RetEx. La représentation formelle basée sur les Logiques de Description, adoptée dans nos travaux, est introduite.

Le Chapitre 3 précise la problématique adressée dans le cadre de nos travaux et détaille notre positionnement au regard des éléments d'état de l'art et des limites qui ont pu être soulignées. Dans un second temps, l'approche proposée pour y répondre comportant trois étapes est introduite. Les contributions techniques amenées pour la définition de cette approche sont abordées dans les Chapitres 4 et 5.

Le Chapitre 4 porte sur l'étape servant à guider le RetEx. Nous expliquons premièrement en quoi les méthodes d'Analyses Multicritère sont adaptées à nos travaux, et en particulier la méthode Electre Tri. Le cadre mathématique d'Electre Tri est ensuite rappelé et nous permet d'introduire l'approche définie pour déterminer les critères contribuant le plus fortement à l'évaluation d'une alternative dans le cas d'Electre Tri.

Le Chapitre 5 est dédié à l'identification d'enseignements sous la forme de règles d'association dans un contexte où des informations imprécises caractérisent les expériences. Après analyse des travaux existants sur le sujet, nous détaillons l'approche proposée pour la découverte de règles imprécises et la sélection des plus intéressantes pour un domaine. Celle-ci est fondée sur la théorie des fonctions de croyance dont le cadre mathématique est rappelé.

Le Chapitre 6 propose une synthèse méthodologique illustrée de l'approche de RetEx, elle se base sur le cas d'étude de Médecins Sans Frontières. Une discussion sur les apports et limitations de nos propositions et les perspectives qui en découlent concluent le manuscrit.

Chapitre 2

Le Retour d'Expérience, une approche de Gestion des Connaissances

Sommaire

2.1	Connaissances et Gestion des Connaissances	14
2.1.1	Notion et types de connaissance	14
2.1.2	Gestion des Connaissances	18
2.1.3	De l'expérience à la gestion de l'expérience	20
2.2	Le Retour d'Expérience	22
2.2.1	Origines du Retour d'Expérience	22
2.2.2	Définitions et modèles du Retour d'Expérience	23
2.2.3	Processus générique du Retour d'Expérience	28
2.2.4	Types de Retour d'Expérience	29
2.2.5	Méthodes et outils	29
2.2.6	Synthèse	35
2.3	Représentation des Expériences	36
2.3.1	Logiques de Description	37
2.3.2	Formalismes mobilisés pour la représentation de l'expérience	41
2.4	Bilan	43

La connaissance d'une organisation correspond à un véritable capital immatériel dont la gestion et la valorisation revêtent une importance majeure et stratégique. La Gestion des Connaissances met en œuvre différentes méthodes et techniques visant à identifier, capitaliser, partager cette connaissance permettant ainsi d'amplifier l'utilisation et la création des connaissances au sein de l'organisation. Le Retour d'Expérience auquel nous nous intéressons constitue un type spécifique de Gestion des Connaissances (GC), restreint aux connaissances issues de l'expérience.

Après avoir rappelé les concepts élémentaires de la Gestion des Connaissances, ce chapitre abordera la notion de Retour d'Expérience. La démarche de Retour d'Expérience peut être définie de différentes manières selon la finalité envisagée ; elle repose

sur un processus générique, impliquant la capitalisation des expériences, leur traitement et leur exploitation. Nous proposons ensuite un état de l'art des principales méthodes et approches proposées dans la littérature et contribuant à la mise en œuvre d'une démarche de RetEx. L'ensemble de ces éléments nous permettront par la suite de positionner nos travaux.

Dans une dernière partie, ce chapitre se concentre sur la représentation des expériences, étape nécessaire à la démarche de RetEx. Parmi les différents formalismes de représentation des connaissances existants, nous nous concentrons sur les Logiques de Description, formalisme qui sera adopté pour la modélisation des expériences dans notre approche.

2.1 Connaissances et Gestion des Connaissances

La notion de Gestion des Connaissances ou Knowledge Management est apparue au début des années 1990. Au sein d'une organisation, celle-ci désigne la stratégie ou démarche envisagée et mise en œuvre en vue d'organiser et tirer profit du patrimoine immatériel de l'organisation. Ce patrimoine désigne les acquis sans nature physique, ou capital intellectuel détenus par l'entreprise – i.e. les informations et les connaissances issues des savoirs et savoir-faire de ses acteurs.

Il s'agit donc d'un processus de capitalisation, de valorisation et de diffusion des savoirs impliquant les acteurs de l'organisation [Prax, 2000] et dont la finalité est de créer de la valeur à partir de son capital immatériel.

Le concept de gestion des connaissances est fondé sur la distinction entre la notion de connaissance et celles d'information et de donnée sur lesquelles elle est construite. Il semble donc nécessaire de préciser ces notions avant d'introduire de façon générale la gestion des connaissances et celle des expériences qui en est une spécificité. C'est l'objet de cette première partie.

2.1.1 Notion et types de connaissance

2.1.1.1 Données, informations et connaissances

Dans la littérature, différentes définitions des notions de connaissance, information ou donnée ont pu être proposées selon les disciplines – philosophie, etc. Nous considérons ici leurs définitions au sens informatique, d'après [Prax, 2000 ; Davenport et Prusak, 1998].

Une *donnée* correspond à un fait brut et objectif acquis à partir d'une mesure qualitative ou quantitative. Ce fait, décontextualisé, est sujet à interprétation. Les données interprétées conduisent au niveau information. Un exemple de donnée est : "180 km/h".

Une *information* est une collection de données organisées et mises en relation, contextualisées. Par exemple "la force des vents est de 180 km/h" est une information.

La *connaissance* représente une information interprétée au regard des croyances et points de vue du récepteur, c'est à dire dans le référentiel d'un individu, qui comprend la sémantique que celui-ci attache à l'information et au contexte dans lequel celle-ci est intégrée. La connaissance est donc une information à forte valeur ajoutée sur laquelle des inférences et des prises de décisions pourront se baser [Ermine, 2000]. Un exemple de connaissance est donc : "*si la force des vents est de 180 km/h, alors il s'agit d'un ouragan de catégorie 3 sur l'échelle de Saffir-Simpson*".

Ces trois notions se distinguent donc par leur niveau de structuration et les capacités d'inférence qui y sont associées. Par ailleurs, au niveau « connaissance », plusieurs formes et typologies de connaissances sont identifiées dans la littérature : tacites et explicites, individuelles et collectives, générales ou spécifiques. Ces typologies sont utilisées pour identifier la connaissance qu'il est nécessaire de capitaliser pour l'organisation [Dieng et al., 2001].

2.1.1.2 Qualité de l'information

La qualité d'une connaissance dépend de la qualité des informations sur laquelle elle se base or, dans la réalité, celles-ci sont bien souvent imparfaites. Cette imperfection peut se manifester sous différentes formes. L'incertitude, l'imprécision, l'incomplétude et l'ambiguïté sont généralement distinguées lorsque l'information provient d'une source unique (capteur, dispositif technique, avis d'un expert, etc.) [Dubois et Prade, 2006].

L'*incertitude* traduit le manque de fidélité de l'information. La déclaration est soit vraie soit fausse mais les connaissances de la source ne permettent pas de statuer ; e.g. "*Il n'est pas sûr que la force maximale des vents soit de 180 km/h*".

L'*imprécision* concerne le contenu de l'information, plusieurs valeurs sont possibles mais la source d'information ne sait pas dire laquelle précisément ; e.g. "*Il est sûr que la force maximale des vents est entre 180 km/h et 200 km/h*".

L'*incomplétude* fait référence à l'absence d'information ou à des données manquantes et on parle d'*ambiguïté* lorsque l'information permet différentes interprétations. Ces deux dernières notions peuvent être considérées comme des types d'imprécision [Smets, 1997].

De plus, lorsque les informations sur une même expérience par exemple, proviennent de sources multiples, elles peuvent être *conflictuelles*. Plusieurs informations vont éventuellement aboutir à des interprétations contradictoires ou redondantes.

Dans ces travaux, nous nous concentrerons plus particulièrement sur la notion d'imprécision. L'imprécision sur les informations induira de l'imprécision sur les connaissances découvertes (i.e. des règles dans notre cas).

2.1.1.3 Types de connaissances et leur dynamique

Connaissances tacites ou explicites

La différenciation entre connaissances tacites et explicites est classiquement adoptée dans le domaine de la Gestion des Connaissances ; elle se base sur les travaux de [Polanyi et Sen, 2009], repris dans [Nonaka et Takeuchi, 1995]. Les connaissances explicites correspondent aux connaissances partageables *via* un langage formel – transmises au moyen d'un écrit ou d'un discours. Au sein d'une organisation, les procédures et les règles rédigées pour la conduite des processus en sont des exemples [Nemati et al., 2002].

Les connaissances tacites, ou implicites, représentent les connaissances personnelles et spécifiques à un contexte donné, par exemple : l'expérience, les croyances, les perspectives, les compétences acquises ou les modèles mentaux dans l'esprit des personnes [Nonaka et al., 1996]. Elle est également appelée expertise subjective. Ces connaissances abstraites sont par conséquent plus complexes à formaliser et donc à diffuser.

Connaissances individuelles ou collectives

La connaissance individuelle fait référence à celle détenue par un acteur, fortement subjective et souvent tacite. Les connaissances collectives sont, elles, partagées par plusieurs acteurs. La constitution d'une mémoire collective, telle que la mémoire organisationnelle – capital de connaissance accessible indépendamment des acteurs qui l'ont créé — nécessite un effort de formalisation et de capitalisation [Prax, 1997].

Connaissances générales ou spécifiques

La distinction entre connaissance générale et spécifique fait référence à la portée de celle-ci. Lai [2007] définit une connaissance spécifique telle que la compréhension et l'interprétation de celle-ci dépend de plusieurs éléments contextuels : le domaine, la perception des acteurs, le lieu, le temps, etc. Autrement dit, la connaissance spécifique est attachée à une situation particulière.

À l'inverse, la connaissance générale est indépendante du contexte et résulte de l'analyse de plusieurs connaissances spécifiques *via* un processus de généralisation [Bergmann, 2002]. Cette distinction sera d'autant plus importante lorsque la problématique du traitement et de l'exploitation de l'expérience sera abordée.

Création, conversion et transmission des connaissances

Dans ses travaux Nonaka [1994] retient quatre états de la connaissance : explicite individuelle (expertise), explicite collective (règles), tacite individuelle (intuition), tacite collective (pratique sociale).

Le processus de transformation permettant le passage de l'une à l'autre, représenté dans la Figure 2.1, est appelé dynamique des connaissances [Baumard et Starbuck, 1996]. Il définit les transitions suivantes :

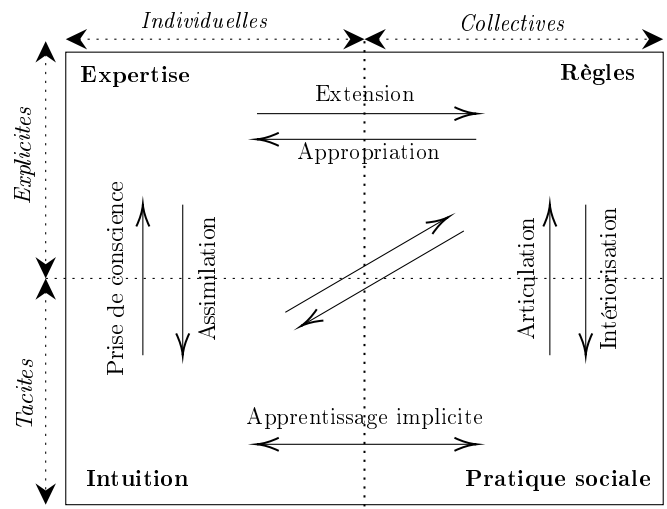


FIGURE 2.1 – Dynamique des connaissances, d'après [Baumard et Starbuck, 1996].

- L'articulation permet le passage d'une connaissance tacite collective à une connaissance explicite collective. L'intériorisation est le processus inverse permettant le passage d'une connaissance explicite collective à une connaissance tacite collective.
- L'apprentissage implicite est la transition entre la connaissance tacite individuelle et la connaissance tacite collective, et inversement. Elle résulte de l'interaction des individus au sein d'un groupe et l'acquisition de la connaissance est réalisée par observation, par imitation ou par partage d'expériences sans avoir recours à un langage ou à une codification préalable.
- L'extension est le passage de la connaissance explicite individuelle à la connaissance explicite collective; le processus inverse est appelé appropriation. Ces deux modes de transmission consistent à générer des connaissances nouvelles induites ou déduites par la combinaison de connaissances explicites. La création de connaissances génériques issues de l'analyse de connaissances spécifiques en est un exemple. Les techniques d'analyse de données et d'extraction de connaissances deviennent essentielles dans ce processus.
- L'assimilation est le passage de la connaissance explicite individuelle à la connaissance tacite individuelle, le mécanisme inverse est la prise de conscience.

Le passage du tacite vers l'explicite fait appel au processus de formalisation (ou extériorisation) par le discours ou l'écrit. Il nécessite donc de définir un langage et des concepts (vocabulaire) communs, une tâche pouvant s'avérer complexe [Prax, 1997]. Dans une organisation, ce processus vise généralement à formaliser des connaissances tacites à l'aide des experts afin de les rendre explicites pour une réutilisation future. Les systèmes dédiés à la capture et la capitalisation de l'information issue des expériences passées en sont un exemple [Potes Ruiz, 2014].

De nombreuses approches de Gestion des Connaissances sont fondées sur cette dynamique des connaissances.

2.1.2 Gestion des Connaissances

La gestion des connaissances peut être définie comme un processus systématique et délibéré d'acquisition, d'organisation, de maintien, d'application et de partage des connaissances au sein de l'organisation visant à maximiser l'efficacité de l'organisation et les bénéfices de capital de connaissances [Wiig, 1997]. Il s'agit donc d'un processus de création, d'enrichissement, de capitalisation, et de diffusion des savoirs qui implique tous les acteurs de l'organisation, en tant que consommateurs et producteurs de cette connaissance et dont la finalité est de créer de la valeur à partir du capital immatériel d'une organisation [Prax, 1997].

Dans un environnement fortement concurrentiel obligeant les organisations à être plus compétitives et performantes, tirer parti des connaissances et les gérer est devenu primordial ; et ce notamment parce que les organisations sont susceptibles de perdre accès à une grande quantité de ces connaissances critiques [Davenport et Prusak, 1998 ; O'Leary, 1998]. Cette prise de conscience a nourri l'intérêt pour des approches permettant d'adresser les activités de la Gestion des Connaissances : identification, acquisition, diffusion, réutilisation, maintenance [Abecker et al., 1998].

Les différentes typologies de connaissances présentées précédemment sont souvent complémentaires au sein d'une organisation, et leur gestion peut être envisagée suivant différentes perspectives ; par exemple, l'explicitation de la connaissance tacite, la construction d'une connaissance collective, le partage de celle-ci, etc. De nombreux modèles formalisant le cycle de vie de gestion des connaissances et ses activités ont été proposés pour répondre à ces différents objectifs [Beckman, 1997 ; Davenport et Prusak, 1998]. Une étude exhaustive de ces modèles a été proposée dans [Lai et Chu, 2000] et complétée dans [Rasovska, 2006]. Nous retiendrons ici le cycle classique de gestion de connaissance proposé dans [Grundstein, 2000] reconnu dans la communauté de Gestion des Connaissances. Ce processus comporte quatre phases organisées autour d'une activité de management :

- *Repérer* les sources de connaissances, c'est-à-dire la connaissance cruciale de l'organisation. Il s'agit de les identifier et de les localiser.
- *Préserver* ces connaissances en les modélisant, formalisant et stockant.
- *Valoriser* ces connaissances en les rendant accessibles, en les diffusant, et en les réutilisant. Il s'agit de les mettre au service de l'organisation.
- *Actualiser* ces connaissances au fur et à mesure des retours d'expérience et de la création de connaissances nouvelles.

La Gestion des Connaissances combine de nombreux concepts et outils issus de différentes disciplines incluant les technologies de l'information, l'intelligence artificielle, ainsi que des dimensions organisationnelles ou encore de gestion des ressources humaines [Liebowitz, 2001 ; Mercier-Laurent, 2014 ; Barthelme-Trapp et Vincent, 2001]. Cependant, dans les approches permettant la mise en œuvre de ce cycle de Gestion des Connaissances, les dimensions organisationnelles, stratégiques et humaines de la

gestion des connaissances restent les moins explorées, et les approches techniques – résolues par un outil technique ou informatique – sont les plus fréquentes (e.g. le problème de diffusion des connaissances est assimilé à un problème de diffusion de l'information par *mail* par exemple, la capitalisation au stockage et recherche d'information), [Ermine, 2008].

Parmi les approches méthodologiques permettant la mise en œuvre de ce cycle et la dynamique des connaissances – supportant la formalisation du savoir tacite en une connaissance explicite –, deux catégories sont généralement distinguées [Barthelme-Trapp et Vincent, 2001 ; Prax, 2000] :

- les méthodes de modélisation des connaissances issues de l'Ingénierie des Connaissances.
- les méthodes dédiées à la construction des mémoires d'entreprise, basées sur la capitalisation des retours d'expérience.

Une troisième démarche peut également être identifiée dans la littérature. Elle porte sur la cartographie des connaissances et mobilise des outils pour analyser et visualiser des domaines de connaissances et leurs relations [Speel et al., 1999]. Les approches par domaines telles que les arbres de connaissances [Authier et Pierre, 1992] en sont un exemple. Ces approches fournissent une représentation graphique et descriptive des connaissances et visent donc essentiellement à les répertorier sans ambition d'explicitation, nous ne les développerons pas plus ici.

2.1.2.1 Les méthodes de modélisation des connaissances

Ces méthodes sont orientées vers la modélisation de l'organisation, qui est vue comme un système de connaissances. Elles peuvent être assimilées à des approches *top-down*, partant d'une analyse systémique [Prax, 2000]. Dans ces méthodes l'explicitation des connaissances, souvent tacites, s'appuie sur des modèles prédéfinis renseignés par les experts – acteurs détenteurs de la connaissance.

Parmi les méthodes les plus connues, nous pouvons citer les méthodes CommonKads (Common Knowledge Acquisition and Desing Support) [Schreiber et al., 1994], MKSM (Method for Knowledge System Management) [Ermine et al., 1996] et MASK (Method for Analysing and Structuring Knowledge) [Matta et al., 2002]. Ces méthodologies sont basées sur la modélisation conceptuelle de l'activité des différents acteurs de l'organisation selon plusieurs points de vue (différents modèles génériques).

Ces démarches d'acquisition, de représentation et d'exploitation des connaissances proposées en ingénierie des connaissances se heurtent souvent, en pratique, à différentes difficultés :

- le manque de disponibilité et de motivation des experts pour la mise en œuvre de ces systèmes ; un travail complexe qui s'entend sur de longues périodes, nécessitant de s'approprier des techniques de modélisation et dont la valeur ajoutée n'est pas toujours avérée [Barthelme-Trapp et Vincent, 2001] ;

- la formalisation totale et le fort degré d'explicitation de ces modèles qui impliquent un haut niveau d'abstraction, pas toujours évident pour les experts [Barthelme-Trapp et Vincent, 2001];
- l'implication d'un cogniticien servant d'interface entre les experts et le système (il est nécessaire d'accompagner l'expert dans la phase d'extraction des connaissances pour permettre leur modélisation et leur expression dans un langage formel);
- la difficulté à mettre à jour de manière continue le référentiel de connaissances [Jabrouni, 2012].

Afin de surmonter certaines des difficultés associées à ces méthodes de gestion des connaissances, les méthodes axées sur la construction de mémoires d'entreprise, avec une approche *bottom-up* – partant de l'expérience – sont particulièrement intéressantes.

2.1.2.2 Les méthodes de construction de mémoires d'entreprise

La mémoire d'entreprise est une représentation explicite et persistante des connaissances de l'organisation visant à faciliter leur accès et leur réutilisation [Van Heijst et al., 1996]. Il existe différentes méthodes de construction dont les plus connues sont : REX [Malvache et Prieur, 1993], MEREX (Mise En Règle de l'EXpérience) [Corbel, 1997], CYGMA (CYcle de vie et Gestion des Métiers et des Applications) [Bourne, 1997], atelier FX [Poitou, 1997] et Componential Framework [Steels, 1993]. Ces méthodes dites de capitalisations des retours d'expérience, partent d'une connaissance terrain et remontent les cycles d'abstraction – de l'expression d'une situation vécue à sa formalisation – pour constituer une mémoire d'entreprise [Prax, 2000]. Elles reposent donc sur la modélisation d'un ensemble de connaissances spécifiques liées à des activités ou situations passées de l'organisation afin de construire une base de connaissances réutilisable. En ce sens elles peuvent être considérées, à l'inverse des Systèmes à Base de Connaissances (*top-down*), comme des approches *bottom-up*. Ces démarches de type retour d'expérience sont fondées sur l'hypothèse qu'il est plus facile pour un expert de s'exprimer sur des expériences vécues et donc de les capitaliser plutôt que d'explicitier des connaissances génériques. En effet, l'expérience étant située dans un contexte de résolution de problème ou d'une situation particulière, elle est plus facile à observer et à décrire [Bergmann, 2002]. Ces méthodes se démarquent ainsi de manière avantageuse des méthodes conceptuelles de Gestion des Connaissances.

Ces méthodes dites de Retour d'Expérience, auxquelles nous nous intéressons, sont abordées en détail dans la suite de ce chapitre en vue de positionner nos travaux.

2.1.3 De l'expérience à la gestion de l'expérience

Avant d'aborder plus concrètement le Retour d'Expérience, la notion d'*expérience* qu'il manipule mérite d'être précisée et positionnée par rapport à l'entité *connaissance* classiquement considérée dans les approches de Gestion des Connaissances.

La littérature propose plusieurs définitions de l'expérience, nous en introduisons ici quelques-unes issues de travaux portant sur la Gestion de l'expérience et sur le Retour d'Expérience. Dans [Davenport et Prusak, 1998] l'expérience, au niveau individuel, fait référence à ce que nous avons fait et ce qu'il nous est arrivé dans le passé ; c'est au travers de cette expérience que se développe la connaissance. L'expérience fournit une perspective historique, un référentiel à partir duquel on voit et comprend une nouvelle situation ou événement.

R. Bergmann définit l'expérience comme une connaissance spécifique, mémorisée (stockée) et de valeur, acquise par un individu dans le cadre de la résolution d'un problème concret ou située dans un contexte particulier [Bergmann, 2002].

Dans [Faure et Bisson, 2000], l'expérience est le résultat de la mise en œuvre d'un savoir-faire dans une activité. Deux composantes sont alors distinguées dans l'expérience. Une première composante objective décrit la tâche : l'historique des variables de la tâche telles que la durée, les ressources consommées, la qualité du résultat, les conditions de production, etc. Une seconde composante subjective représente le jugement de l'acteur sur la tâche. Elle associe par conséquent un jugement de valeur positif ou négatif à l'expérience. Cette notion d'évaluation associée à l'expérience fait écho aux termes d'expérience positive, d'où peut être issue une bonne pratique à reproduire, et d'expérience négative contenant une erreur à éviter et couramment utilisés dans le domaine du Retour d'Expérience.

Dans le cadre de nos travaux, nous nous appuyerons sur ces deux dernières définitions, mais considérerons l'expérience à l'échelle de l'organisation et non de l'individu. Autrement dit, l'expérience traduira la mise en œuvre des connaissances d'un ensemble d'acteurs de l'organisation – expertise, intuition... – dans un contexte donné pour la résolution d'un problème, une prise de décision, l'atteinte d'objectifs définis ; et à laquelle pourra être associé un jugement. L'expérience représente donc une connaissance spécifique et contextualisée acquise dans une situation donnée, qu'il s'agira de généraliser. Cette connaissance générique, issue des expériences acquises qu'elles soient positives ou négatives, peut prendre la forme de leçons, règles, etc.

Dans ce contexte, l'expérience, en tant que connaissance spécifique peut être positionnée comme une entité intermédiaire entre le niveau information et le niveau connaissance ; cette distinction a été introduite dans les travaux de Beler [2008].

Au sein d'une organisation, la gestion et résolution d'une situation (gestion d'un projet), quelle qu'en soit l'issue, mobilise les connaissances individuelles tacites (intuition) ou explicites (expertise) d'un ensemble d'acteurs mais également des connaissances explicites collectives (procédures, règles).

La capitalisation et le traitement de l'expérience issues de ces situations passées au travers d'une démarche de RetEx doit alors permettre l'identification de connaissances explicites collectives et générales (règles). En ce sens, le RetEx va supporter la dynamique des connaissances (voir Figure 2.1), en favorisant le passage des connaissances individuelles à collectives et tacites à explicites ; transitions qui sont exprimées

en particulier par les mécanismes de prise de conscience, et d'extension dans les travaux de Nonaka. Rakoto [2004] souligne par ailleurs que les règles inférées devront être appliquées par les acteurs de l'organisation, faisant ainsi référence au mécanisme d'intériorisation.

La prochaine section s'intéresse spécifiquement aux processus de Retour d'Expérience.

2.2 Le Retour d'Expérience

La démarche de Retour d'Expérience peut être positionnée comme une approche spécifique de gestion des connaissances [Bergmann, 2002]. Cependant, la pratique du Retour d'Expérience de manière empirique est bien antérieure. Après avoir brièvement introduit ses origines, nous reviendrons sur les différentes définitions qui ont pu être proposées selon les domaines de recherche ou d'application. Nous nous intéresserons par la suite aux principaux modèles et méthodes de Retour d'Expérience. Cette étude motivera le positionnement de nos travaux.

2.2.1 Origines du Retour d'Expérience

Le Retour d'Expérience, de manière informelle, a toujours existé. C'est une démarche instinctive et naturelle. Lorsqu'une personne analyse ses propres actions suite à une erreur commise afin de la mémoriser et de ne pas la répéter, elle accomplit automatiquement un processus de Retour d'Expérience. Le résultat des expériences passées constitue donc une source d'amélioration de ses activités au quotidien. Notons, par ailleurs, que les hommes ont spontanément cherché à transmettre leurs expériences ou savoirs à leur descendance, et ce sous diverses formes : discours, enseignements, légendes [Belser, 2008].

Le Retour d'expérience (RetEx), au sens de processus, est apparu avec le développement de la technologie, des organisations et des connaissances scientifiques [Wybo, 2009]. Il a été initialement appliqué aux systèmes techniques, et notamment dans l'aviation sous le principe d'« essai-erreur » (années 1930) contribuant à la fiabilité des systèmes techniques [Gauthey, 2008]. Par la suite, dans les années 1980, le Retour d'Expérience s'est intéressé au facteur humain pour étudier et diminuer les erreurs humaines (accident nucléaire de Three Mile Island en 1979) ; il a été suivi du retour d'expérience organisationnel (accident de la navette spatiale Challenger en 1986) [Lannoy, 2010]. Progressivement, tous les secteurs industriels sont devenus concernés par la pratique du Retour d'Expérience en raison des contraintes de qualité, compétitivité, sûreté et ont permis la consolidation des méthodologies du RetEx, en particulier dans les années 1990.

2.2.2 Définitions et modèles du Retour d'Expérience

Il existe de nombreux éléments de différenciation autour de la notion de Retour d'Expérience ; en avoir une vision globale n'est pas toujours évident et ce pour plusieurs raisons :

- Le RetEx est utilisé dans une grande variété de domaines d'application : industries à risque, industrie de conception, secteur militaire, grands projets, organisation de développement et humanitaire, etc. Il peut par conséquent être appliqué à différents types d'activités pouvant être des expériences techniques (équipements, processus...) ou des expériences humaines déployant une connaissance dans une activité.
- Le RetEx est étudié par différentes communautés contribuant au développement d'une diversité d'approches (techniques, humaines, organisationnelles) et outils. Quatre en particulier sont identifiées dans [Chebel-Morello et Pouchoy, 2008] : la communauté de sécurité de fonctionnement, celle de Gestion des Connaissances, celle du Raisonnement à Partir de Cas, et la communauté d'Intelligence Artificielle avec en particulier le champ d'Extraction de Connaissances à partir de Données (ECD).
- Différentes terminologies sont utilisées pour décrire la démarche de Retour d'Expérience. Bergmann [2002] y fait référence sous le terme d'*Experience Management* ou *Gestion des Expériences* en référence au Knowledge Management (vision européenne). Le concept de *Lessons Learned* (LL) ou *Leçons Acquisées* est utilisé aux États-Unis. Le terme d'*Experience Feedback* [Kamsu Foguem et al., 2008] peut également être rencontré faisant écho au terme français de « retour d'expérience ». Cependant, il semble plus largement utilisé pour caractériser une activité narrative et son résultat (débriefing, témoignage, récit), [Revuelta, 2004 ; David et al., 2005], et non au sens de processus de RetEx.

Compte tenu de la variété des domaines d'application et des communautés scientifiques s'y intéressant, les définitions du Retour d'Expérience et les modèles proposés sont nombreux. En nous appuyant sur les travaux de Beler [2008], nous distinguons dans ce qui suit les principaux courants qui nous semblent refléter au mieux cette diversité.

2.2.2.1 Sûreté de fonctionnement et domaine des activités à risque

Dans un secteur essentiellement industriel et des activités à risque (transports, nucléaire, sécurité civile, domaine sanitaire, risques naturels...), le RetEx est généralement déployé *a posteriori* d'un événement critique (incidents, accidents, crises, catastrophes). Bien que la finalité et les enjeux du RetEx soient de contrôler et/ou éviter l'apparition d'évènements critiques dont les conséquences peuvent être dramatiques, plusieurs approches de RetEx coexistent dans ce domaine. Nous en introduisons quatre parmi celles identifiées dans [Wybo, 2009 ; Wybo et al., 2003].

Le RetEx peut être envisagé comme un outil d'aide à la correction de pannes et des erreurs (fiabilité des systèmes industriels). Il s'apparente dans ce cas à une démarche de collecte et d'analyse détaillée des données concernant un événement (causes, effets...) [Zwingelstein, 1999].

P. Vesseron définit le RetEx comme une source d'information pour la constitution de bases de données statistiques. Le RetEx doit permettre la collecte et l'analyse de données exhaustives sur des accidents significatifs et comparables permettant d'ajuster les modèles de sûreté de fonctionnement [Vesseron, 1998].

Dans ces deux visions, le RetEx ne traite que d'événements négatifs engendrés par des aspects techniques et matériels, et se distingue ainsi du RetEx conçu comme outil d'analyse critique des situations de crise. Dans cette troisième forme, l'objectif du RetEx est d'améliorer la gestion stratégique des crises en instaurant des réflexes, des procédures ou des références. Les enseignements ne se bornent pas à la résolution technique d'une défaillance mais interrogent les réactions individuelles et organisationnelles [Lagadec, 1993].

Finalement, Wybo et al. [2001] étendent cette vision également à des événements positifs, et aux dysfonctionnements techniques, humains et organisationnels et proposent la définition suivante : « La démarche de retour d'expérience consiste à utiliser le développement d'un événement réel comme une opportunité pour collecter l'expérience individuelle de plusieurs acteurs et la réunir sous la forme d'une expérience collective. Le retour d'expérience doit permettre de capter la représentation de la dynamique des situations pour mieux comprendre les accidents passés et permettre de partager l'expérience acquise lors de la gestion des risques et des crises. » Ce RetEx, dans un contexte industriel s'appuie généralement sur quatre étapes clés : la détection des événements et la collecte des faits ; leur analyse ; leur stockage ; puis leur traitement et exploitation (apprentissage) [Van Wassenhove et Garbolino, 2008].

2.2.2.2 Experience Management

Dans le cadre de l'Experience Management, Bergmann [2002] définit le Retour d'Expérience comme un champ spécifique de la Gestion des Connaissances restreint à la gestion des connaissances issues de l'expérience, c'est-à-dire, aux connaissances spécifiques relatives à un contexte particulier de résolution de problème. La gestion des expériences est définie comme un processus impliquant les activités de collecte, de modélisation et du stockage de l'expérience, ainsi que l'évaluation et l'actualisation de celle-ci en vue d'une future réutilisation [Bergmann, 2002]. Celle-ci doit conduire à des améliorations : temps de résolution plus court, qualité de la réponse... Cette vision a été formalisée au travers de l'Experience Management Model (EMM), issu de différents projets européens, et détaillé dans [Bergmann, 2002].

L'EMM, représenté sur la Figure 2.2, organise les différentes tâches impliquées dans la gestion des expériences (i.e. collecter, modéliser, stocker, réutiliser, évaluer, mettre à jour). Ce modèle, se compose d'un noyau de connaissances qui contient l'expérience, la connaissance et le vocabulaire du domaine permettant de les représenter.

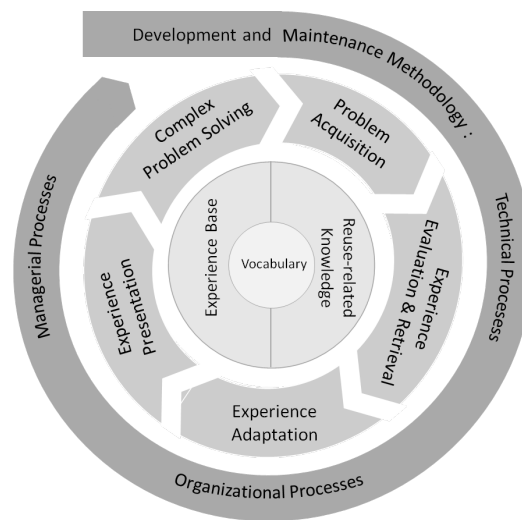


FIGURE 2.2 – Modèle de Gestion des Expériences, d'après [Bergmann, 2002].

Ce noyau est entouré de deux couches. La première correspond à un cycle de résolution de problèmes supporté par la réutilisation de l'expérience contenue dans le noyau. La seconde couche correspond à une méthodologie de développement et de maintenance du système impactant le noyau et le cycle de résolution de problème, et impliquant différents processus (acquisition des connaissances du noyau, aspects organisationnels...).

Le retour d'expérience dans cette vision Experience Management est donc envisagé comme une démarche de résolution de problèmes et ne traite que de la résolution d'événements négatifs, en revanche il considère tout type d'activité. Il fait écho aux méthodes de Raisonnement à Partir de Cas (RàPC) exploitant les connaissances contenues dans le noyau pour résoudre une nouvelle situation.

2.2.2.3 Leçons Acquisées

Les grandes organisations américaines (agence spatiale, organisations militaires, département de l'énergie) se sont intéressées au concept de *Lessons Learned* ou "Leçons Acquisées". Les leçons étaient initialement décrites comme « une phrase fourre-tout décrivant ce qui avait été appris d'une expérience » [Juran et al., 1988], puis comme des lignes directrices, recommandations, check-lists dans [Stewart et Ruckdeschel, 1998]. Ces premières définitions évoquaient plutôt des leçons identifiées et non le concept de Leçons Acquisées qui implique que celles-ci soient partagées et appliquées par d'autres. Finalement, la définition la plus complète des Leçons Acquisées a été proposée par Secchi et al. [1999] ; une leçon apprise est une connaissance ou une compréhension acquise par l'expérience (positive ou négative) et doit être :

- *significant*, i.e. a un impact réel ou supposé sur les opérations ;
- *valide*, i.e. est correcte d'un point de vue technique et factuel ;

- *applicable*, i.e. permet d'identifier un design, un processus, ou une décision spécifique, susceptible de réduire ou d'éliminer les échecs potentiels et les accidents, ou bien renforcer un résultat positif.

Une leçon est donc une connaissance véhiculant une connaissance expérientielle qui est applicable à une décision, une tâche, un processus, et qui lorsqu'elle est réutilisée impacte positivement les résultats de l'organisation [Weber et al., 2001]. Dans cette vision, les succès comme les échecs sont considérés comme source de connaissance.

Dans [Weber et al., 2001], les auteurs ont défini un modèle ou processus générique de Leçons Acquisées qui synthétise les différents programmes de leçons acquises implémentés dans des organisations commerciales, gouvernementales et militaires Américaines.¹ Il comporte cinq étapes ou sous-processus : la collecte, la vérification, le stockage, la diffusion et la réutilisation des leçons. La collecte des leçons peut être effectuée de différentes manières : soumises directement par les acteurs, à partir d'entretiens, de l'analyse des bases de données, etc. Weber et al. [2001] qualifient ces modes de collecte de passif, réactif, proactif, actif, interactif. L'étape de vérification vise à valider les leçons collectées (validité, redondance, cohérence, pertinence), celle-ci est généralement menée par un groupe d'experts ; les leçons sont ensuite stockées. Concernant la phase de diffusion des leçons au sein de l'organisation différentes options sont identifiées : diffusion passive (l'utilisateur effectue des requêtes dans une base de leçons) ; distribution active (les leçons sont transmises à des acteurs ciblés, recommandation en fonction d'un profil), diffusion générale (les leçons sont diffusées à tous les acteurs de l'organisation) ; diffusion proactive (le système prédit à quel moment soumettre une leçon à l'utilisateur) ; diffusion réactive (la diffusion est initiée par l'utilisateur quand il estime avoir besoin de connaissances complémentaires). Ces pratiques de diffusion peuvent être assimilées à deux modes principaux : « *pull* » où l'utilisateur sollicite le système, et mode « *push* » où la connaissance est réinjectée dans le système sans intervention de l'utilisateur. La dernière étape du processus doit promouvoir la réutilisation d'une leçon par un acteur autre que celui l'ayant soumise.

2.2.2.4 Processus de capitalisation selon la norme AFNOR

En complément des trois courants évoqués précédemment, nous introduisons ici la norme de *Capitalisation d'expérience* (FD X50-190)² définie par l'AFNOR³. Dans le cadre du développement des outils de management dans l'entreprise, l'AFNOR s'est intéressée au processus de capitalisation des expériences en vue d'améliorer la maîtrise du patrimoine de connaissances des entreprises. Issue d'une réflexion menée avec de grands groupes français (SNCF, EDF GDF...), la norme définit le processus de capitalisation des expériences suivant cinq phases, représentées sur la Figure 2.3 :

1. The Center for Army Lessons Learned (CALL) ; Air Force Center for Knowledge Sharing Lessons Learned ; Joint Center for LL (JCLL) ; Department of Energy : Society for Effective Lessons Learned Sharing (SELLS) ; Construction Industry Institute Lessons Learned Process (LLP)...

2. AFNOR « Outils de management – Capitalisation d'expérience », FD X50-190, septembre 2000.

3. AFNOR : Association Française de Normalisation.

- L'identification de l'expérience à capitaliser. Elle consiste à recenser et à comprendre les besoins de l'organisme en matière de capitalisation d'expérience (Quels objets ? Quelles sont les sources de production et d'exploitation de cette expérience ?).
- La mise en place des dispositifs nécessaires à la capitalisation. Ils doivent être adaptés aux expériences (objets) à capitaliser.
- La capture de l'expérience à utiliser. Elle peut s'appuyer sur différentes techniques de recueils (entretiens individuels/collectifs, directifs/semi-directifs...), l'utilisation d'informations formalisées, etc.
- La valorisation par transformation en informations utilisables. Il s'agit de transformer la connaissance d'un ou plusieurs acteurs en connaissances utilisables par d'autres, en définissant un langage partagé.
- L'utilisation de ce capital. Les circuits permettant d'accéder aux connaissances selon les modes de stockage doivent être définis et mis en œuvre.

Deux étapes complémentaires garantissent la maîtrise du processus : l'évaluation de l'utilisation et de l'efficacité du processus mesurant l'atteinte des objectifs (qualité, coûts, délais, sécurité) et l'amélioration du processus en fonction de cette évaluation. Pour chacun de ces sous-processus, un ensemble de recommandations est formulé.

Cette proposition fait apparaître la nécessité d'une activité de filtrage des expériences, qu'elles soient positives ou négatives, préalablement au processus de capitalisation. Cependant, le processus de capitalisation aboutit à "des informations utilisables" dont la nature n'est pas spécifiée (description d'un évènement, connaissance...).

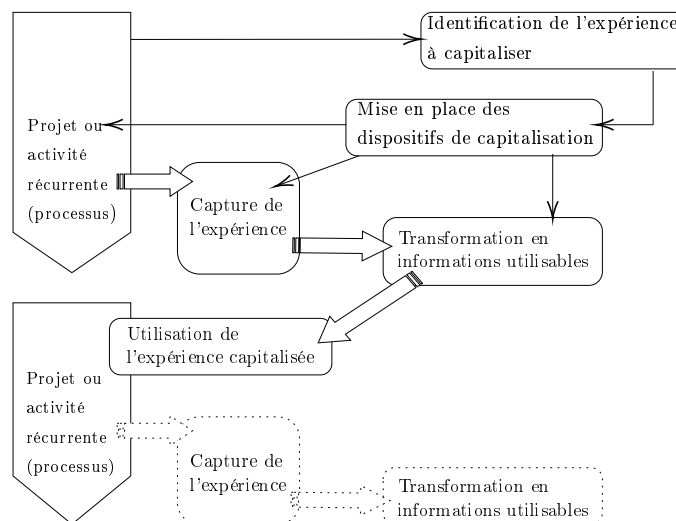


FIGURE 2.3 – Processus de capitalisation.

La présentation de ces quelques modèles ne se veut pas exhaustive mais a vocation à illustrer la diversité des courants traitant du RetEx et le caractère polysémique de ce concept, pour lequel il ne semble pas exister de consensus. Notons, qu'il existe dans la littérature d'autres modèles, e.g. : [Kolb, 2000 ; Faure et Bisson, 1999 ; McClory et al., 2017]. Ces modèles, définis à un niveau très abstrait, ne seront pas détaillés ici.

2.2.3 Processus générique du Retour d'Expérience

Nous avons vu qu'il existait plusieurs modèles du Retour d'Expérience issus de différentes communautés et dont les finalités peuvent varier : résolution de problème (communauté RàPC), création de connaissances (communauté ECD), capitalisation des connaissances expertes (Gestion des Connaissances), traitement statistique (Sureté de fonctionnement). Cependant, la démarche adoptée dans ces différentes visions du RetEx présente de nombreuses similitudes. Dans ses travaux de thèse, Rakoto [2004] – repris dans [Chebel-Morello et Pouchoy, 2008] – propose une architecture générique du RetEx basée sur l'analyse de ces modèles et visant à fédérer les différentes approches existant dans la littérature. Les activités du RetEx sont divisées en deux sous-processus de capitalisation et d'exploitation. Par soucis de clarté, nous distinguerons ici la phase de traitement des expériences de celle de capitalisation (généralement confondues). Ce point de vue est également adopté dans [Bertin et al., 2012]. Le processus de RetEx comprend alors :

- une *phase de capitalisation* permettant la constitution d'une base d'expériences. Elle regroupe l'ensemble des activités qui concourent à l'ajout de nouvelles informations à la base d'expériences, telles que la collecte, la formalisation et le stockage les informations caractérisant les expériences passées ;
- une *phase de traitement* dédiée au traitement et à l'analyse de cette base d'expériences, il s'agira dans notre cas de la création de nouvelles connaissances. Nous reviendrons plus en détail sur les activités comprises dans cette étape dans le cadre de notre approche (cf. Chapitre 3), e.g. évaluation, filtrage, ECD.
- une *phase d'exploitation* qui fait référence à l'utilisation de ces connaissances dans l'organisation : activités permettant la résolution d'une nouvelle situation par l'adaptation d'expériences capitalisées, la diffusion de nouvelles connaissances, ou encore l'utilisation de la base pour de la formation ou prévention.

Ce processus est résumé dans le schéma ci-dessous (Figure 2.4), notons que ces activités font écho à celles proposées dans le cycle de Gestion des Connaissances (cf. Section 2.1.2).

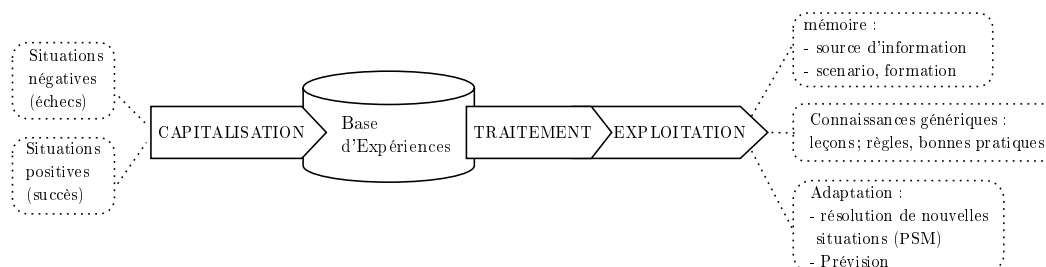


FIGURE 2.4 – Processus de Retour d'Expérience, d'après [Bertin et al., 2012] et [Belser, 2008].

2.2.4 Types de Retour d'Expérience

La structure générique de RetEx présentée précédemment tend à fédérer les différents modèles existants tout en supportant différentes finalités. Afin de préciser notre positionnement, à partir de cette architecture générique, différentes catégories de RetEx sont identifiées. Les approches peuvent être différenciées en fonction du moment où le RetEx est initié [Picard, 2006], de la nature des événements traités, et de la manière dont les outils exploitent la connaissance [Belser, 2008].

RetEx ex-ante ou ex-post. R. Picard estime que les approches permettant de capitaliser sur une situation passée (un événement) sont de deux natures [Picard, 2006] :

- les approches conduites ex-post, qui visent à encoder, mémoriser et diffuser une pratique, une connaissance développée dans une situation rare, imprévisible. La connaissance recherchée n'est donc pas clairement définie à l'avance.
- les approches conduites ex-ante, qui concernent la révélation de connaissances portées par un ou plusieurs individus dans un contexte très répandu, et à fort enjeu pour l'organisation. Elles sont motivées par la perte possible d'une connaissance préalablement identifiée (*turnover*, retraite...).

RetEx positif ou négatif. Le RetEx peut être catégorisé en fonction du type d'événements ou de situations qu'il exploite, négatifs et/ou positifs. Le RetEx négatif – portant sur des incidents, défaillances – est le plus couramment rencontré et documenté dans la littérature, souvent abordé au travers des méthodes de résolution de problèmes. Le RetEx positif qui vise à favoriser les bonnes pratiques est plus facilement accepté au sein de l'organisation.

RetEx statique ou dynamique. C. Belser propose de distinguer les approches de RetEx selon la manière dont les outils exploitent la connaissance avant de la restituer [Belser, 2008]. Il qualifie de RetEx statique, les approches permettant « de collecter et de diffuser la connaissance sans traitement intelligent » à des fins de consultation et y oppose les approches dynamiques visant à créer ou inférer de nouvelles connaissances.

2.2.5 Méthodes et outils

Nous présentons dans cette partie quelques méthodes de RetEx emblématiques. Nous les positionnons, lorsque cela est possible, vis-à-vis des typologies de RetEx présentées précédemment. Une synthèse est proposée dans le Tableau 2.1. Cette revue de méthodes ne se veut pas exhaustive, mais vise à faire émerger les principaux enjeux et limites techniques ou pratiques à la mise en œuvre du processus de RetEx.

2.2.5.1 Méthodes de collecte et formalisation d'une mémoire d'organisation

Nous considérons dans un premier temps les méthodes REX et MEREX reconnues dans la communauté française de Gestion des Connaissances et éprouvées dans de grandes organisations.

La méthode REX (Retour d'EXpérience) est une méthode de formalisation des retours d'expérience développée au CEA [Malvache et Prieur, 1993]. Elle visait à préserver les savoirs et savoir-faire acquis par les acteurs de l'entreprise lors des activités de conception de réacteurs afin de constituer une base de connaissances pour de futures équipes (éviter la répétition des erreurs de conception). Son principe repose sur la constitution d'éléments de connaissances à partir de documents, interviews, vidéos, relatant une activité. Leur description de manière semi-structurée textuelle aboutit à la construction de fiches normalisées, mises à disposition dans un outil informatique. L'accès à ces connaissances se fait au travers de requêtes en langage naturel [Ermine, 2000].

Sur un principe similaire, la méthode MEREX (Mise En Règle de l'EXpérience) [Corbel, 1997] développée chez Renault est basée sur un système de fiches consignnant des solutions de conception éprouvées (résolution de problème ou bonne pratique). Il s'agit donc d'une démarche de RetEx à événements positifs et négatifs. La simplicité des fiches — comportant une solution technique, son contexte, et des preuves de validité — doit permettre d'apporter une réponse concrète et rapide à un problème.

Ces deux méthodes sont donc des exemples d'approches statiques de RetEx visant à améliorer la qualité des processus et éviter les pertes de savoir-faire. Les connaissances sont acquises au cours de la réalisation des activités d'une organisation, dans une démarche ex-ante. Ces méthodes ont l'avantage de ne pas être trop complexes à mettre en œuvre, cependant elles nécessitent un investissement non négligeable des acteurs de l'organisation (série d'entretiens [Barthelme-Trapp et Vincent, 2001]). Par ailleurs, le manque de formalisme des éléments de connaissances capitalisés ne permet pas toutes les possibilités d'exploitation automatique de la connaissance ou d'analyses plus avancées.

Des travaux ont cherché à enrichir ces modèles (e.g. [Séguéla, 2001]) en améliorant la recherche d'information dans les systèmes de gestion des connaissances textuelles.

2.2.5.2 Méthodes orientées résolution de problèmes

Les méthodes orientées résolution de problèmes, en particulier le Raisonnement à Partir de Cas (RàPC), tiennent une place importante dans le cadre du Retour d'Expérience et peuvent être qualifiées de démarches dynamiques. Le RàPC vise à résoudre une nouvelle situation à partir de situations déjà vécues. La solution d'un problème déjà résolu et mémorisé dans une base de cas est adaptée pour résoudre un nouveau

problème. Le RàPC peut donc être considéré comme un cas particulier du raisonnement par analogie s'appliquant à un domaine spécifique. Le RàPC, largement soutenu par les travaux de J. Kolodner [Kolodner, 1993], a été formalisé suivant un cycle de quatre étapes dans [Aamodt et Plaza, 1994]. Ces étapes sont : (i) la *recherche* dans la base de cas des cas similaires à la nouvelle situation à résoudre ; (ii) leur *adaptation* pour résoudre la nouvelle situation ; (iii) la *révision*, si la solution générée n'est pas satisfaisante ; et (iv) *l'apprentissage* (memoriser et ajouter à la base le nouveau cas validé et sa solution). De nombreuses solutions ont été proposées pour instrumenter le RàPC et éprouvées dans une grande variété de domaines applicatifs, e.g. jCOLIBRI [Díaz-Agudo et al., 2007], myCBR [Stahl et Roth-Berghofer, 2008], CBR Tools [Jaczynski et Trousse, 1998]... Des systèmes de RàPC traitant de contraintes techniques telles que la gestion de l'imprécision et de l'incertitude ont également été proposés, e.g. [Riordan et Hansen, 2002 ; Alexopoulos et al., 2010 ; Ben Ayed et al., 2019]. Une revue plus complète de ces applications peut être trouvée dans [Pal et Shiu, 2004 ; Cheetham et al., 2005].

Nous mentionnerons plus spécifiquement ici les travaux de thèse de C. Beler [Beler, 2008] proposant une approche de retour d'expérience basée sur la recherche d'expériences similaires et donc proche du RàPC. Le système de RetEx proposé utilise l'expérience comme un vecteur de production de connaissances et constitue ainsi une approche de type dynamique. Le système est défini pour le domaine de la prévention des risques (secours en montagne), il se restreint donc à la capitalisation d'événements négatifs. Deux phases d'exploitation sont proposées. La première, à la manière du RàPC, permet une recherche d'expériences par similarité de contexte en tenant compte de l'incertitude et de l'analyse des experts. Dans un second temps, un système de prévention pour la planification des activités en montagne est proposé. Il fournit un indicateur de risque calculé en agrégeant les mesures du risque des expériences similaires. L'intégration de l'analyse experte dans l'expérience est un élément clé de cette approche, en ce sens le RetEx est qualifié de cognitif, et vise à pallier un nombre de données insuffisantes pour des traitements statistiques.

Pour conclure de façon générale sur les techniques de RàPC ou celles qui en dérivent, nous résumons quelques avantages et inconvénients de ces systèmes. Elles sont intéressantes lorsque les événements modélisés ne sont pas bien connus, autrement dit lorsque la théorie du domaine n'est pas clairement définie ou difficile à formaliser [Cunningham, 1998]. Le RàPC permet alors de produire des solutions de bonne qualité à partir de solutions considérées comme satisfaisantes dans le domaine, en revanche il ne permet pas de définir une solution optimale. Par ailleurs, le cycle de RàPC intègre une phase de mémorisation permettant d'enrichir la base de cas et de raisonner sur une plus grande variété de situations avec un plus haut degré de raffinement. Cependant, le nombre de cas dans la base nous semble un point important à aborder, notamment dans la phase d'initiation du système. En effet, pour garantir l'efficacité du système et la pertinence des solutions proposées, il semble nécessaire de collecter et stocker un

nombre significatif de cas afin de couvrir de façon suffisante l'espace des problèmes et solutions dans le domaine considéré [Negny et al., 2010].

Le RàPC peut être vu comme un type de RetEx négatif dans la mesure où les cas collectés concernent la description d'un problème (incident, situation anormale) et la solution mise en œuvre pour y répondre. Cette solution correspond donc à une solution valide, juste, satisfaisante. Les méthodes de RàPC se restreignent donc généralement à la réutilisation et l'adaptation de ces cas sources où les solutions sont des "succès" pour définir la solution de cas cibles [Richter et Weber, 2013]. Or, les solutions qui ont échoué sont également des sources d'informations importantes qui établissent ce qui doit être évité. Ce type de cas comportant un "échec", par exemple des cas cibles pour lesquels une solution a été proposée par l'adaptation mais rejetée lors de la phase de validation, ne sont généralement pas considérés. Des travaux de recherche tels que ceux de Gillard et al. [2018] sont menés dans cette direction et cherchent à appréhender la prise en compte de ces cas dits négatifs. Enfin, notons que la technique du RàPC permet d'adapter des connaissances spécifiques mais pas de les généraliser.

2.2.5.3 Des méthodes de "Leçons Acquises" aux méthodes d'ECD

Dans la communauté des "Leçons Acquises", il est difficile d'identifier des méthodes à proprement parler. Les leçons sont souvent le résultat de revues de projets et *debriefing* dans un processus propre à chaque organisation [Chirumalla et al., 2012]. Il est généralement désigné sous le terme de LLP (Lessons Learned Process) ou LLS (Lessons Learned System), e.g. le LLS de la NASA ¹, [Sharif et al., 2005]... Une généralisation a été proposée dans [Weber et al., 2001] (collecte, vérification, stockage, diffusion, réutilisation des leçons, cf. Section 2.2.2.3). En revanche, peu d'informations existent sur leur formalisation et leur mise en œuvre technique.

De plus, les revues sur les pratiques de Leçons Acquises (LLP, LLS) mises en place dans différents secteurs (énergie, construction, etc.) montrent que, dans la majorité des cas, celles-ci ne sont pas complètement satisfaisantes pour les organisations dans la mesure où elles ne conduisent pas à de réels changements [Milton, 2010 ; Carrillo et al., 2013]. Par ailleurs, la problématique de contextualisation des leçons représentées au sein des rapports ou bases de leçons est soulevée dans [Chirumalla et al., 2012]. Les auteurs estiment que le manque de contextualisation limite les possibilités de réutilisation ou conduit à une compréhension limitée ou déformée.

Dans [Fisher et al., 1998] ² et [Weber et al., 2001], la faiblesse des processus de diffusion et de la réutilisation des leçons au sein des organisations est soulignée. Le manque de formalisme de celles-ci et le manque de structuration des bases de leçons sont pointés.

1. <https://www.nasa.gov/offices/oce/functions/lessons/index.html>.

2. Etude des pratiques de Leçons Acquises dans 2400 organisations dans le domaine de la construction.

TABLEAU 2.1 – Proposition de synthèse sur les principales méthodes de RetEx.

	Domaine applicatif	Objectif	Type de RetEx			Données d'entrée	Produit du RetEx	Modes de diffusion, exploitation
			<i>Ex-post</i> / <i>Ex-ante</i>	Positif/ Négatif	Statique/ dynamique			
REX [Malvache et Prieur, 1993]	Industriel (nucléaire, aéronautique, électrique)	Capitalisation et mémoire des expériences pour préserver le savoir.	<i>ex-ante</i>	négatif	statique	Documents, entretiens, vidéos.	Fiches normalisées, semi-structurées, textuelles.	Mode <i>pull</i> (requêtes)
MEREX [Corbel, 1997]	Industriel (conception, automobile)	Capitalisation et mémoire des expériences (solutions éprouvées) pour améliorer la qualité des processus.	<i>ex-ante</i>	positif/ négatif	statique	Entretiens (experts).	Fiches normalisées, semi-structurées, textuelles. Checklists.	Application de solutions préventives (fiches). Pilotage des processus (checklist).
Méthodes de RàPC	Diagnostique, planification, supervision industrielle, jurisprudence en droit...	Résolution de nouvelles situations à partir de situations vécues.	-	positif/ négatif	dynamique	Sources de données multiples. Différentes représentations des cas (modèles textuels, structurés ou semi structurés) constituant la base de cas.	Solution du cas courant.	Mise en application de la solution proposée. Enrichissement de la base avec le nouveau cas.
Rex cognitif [Belser, 2008]	Activités à risque (industriel, montagne)	Recherche des expériences similaires à une situation courante pour faire de la prévention (mesure de risque). Proche du RàPC.	<i>ex-post</i> ?	négatif	dynamique	Formulaires de saisie développés à partir de comptes rendus d'intervention. Analyses expertes. Construction d'une base d'expériences.	Expériences similaires à la situation en cours (ou scénario proposé). Mesure de risque.	Consultation des expériences.
LLP/LLS	Construction, militaire, énergie, gouvernement	Collecter, valider et diffuser des leçons et bonnes pratiques.	<i>ex-post</i>	positif/ négatif	statique	Soumission spontanée de leçons, analyses de causes, entretiens, revues de projets.	Base de leçons, rapports contenant les leçons (structure générique, textuelle).	Mode <i>push</i> (notifications) ou <i>pull</i> (recherche, requêtes) selon les méthodes.
Rex-ECD [Potes Ruiz et al., 2014]	Industriel (conception)	Inférer les leçons (règles) à partir des expériences passées, découverte de connaissances génériques.	<i>ex-post</i>	positif/ négatif	dynamique	Données collectées sur les systèmes d'information de l'organisation (rapports sur les interventions de maintenance) permettant de constituer une base d'expériences.	Base de leçons.	Mode <i>pull</i> : recherche de règles (différentes possibilités de sélection et filtrage). Consultation de la base d'expériences (filtrage, support aide à la décision).

Finalement, ces méthodes de RetEx (LLP, LLS), dans le principe, semblent assez proches de celles qui ont pu être définies dans la communauté française (e.g. ReX, MEREX). Cependant, le processus d'identification et de capture des leçons est rarement formalisé dans les organisations [McClory et al., 2017]. Comme souligné dans [Buttler et Lukosch, 2012; Weber et al., 2001], les leçons peuvent être identifiées *via* différents vecteurs – soumission spontanée des acteurs, entretiens avec une approche narrative, analyse de causes, etc. – et validées par la suite par des comités experts. Cette démarche demande donc une forte implication des acteurs de l'organisation et des analyses expertes, empreintes de subjectivité.

A notre connaissance, peu de travaux se concentrent sur l'identification et l'extraction automatisée ou semi-automatisée de ces leçons ou règles à partir de l'analyse des expériences passées au sein d'un processus de RetEx. Dans une telle approche, le RetEx a alors pour finalité la création de nouvelles connaissances (e.g. des règles), ou connaissances plus générales. Celui-ci va généralement tirer parti des techniques et outils d'Extraction de Connaissances à partir de Données (ECD).

La méthode proposée dans [Potes Ruiz et al., 2014] correspond à ce type de démarche. Elle vise à générer des connaissances à l'aide du retour d'expérience pour permettre l'amélioration des décisions liées à des activités de maintenance dans un contexte industriel. A partir de la grande quantité d'informations recueillies dans les systèmes d'information industriels, une base d'expériences formalisées (connaissances spécifiques) est constituée. De nouvelles connaissances sont extraites sous la forme de règles par la généralisation du résultat de nombreuses expériences.

Le processus d'extraction de connaissances (i.e. extraction de règles) comporte trois étapes :

- Une phase de pré-traitement dédiée à l'amélioration de la qualité des données et à leur transformation (nettoyage, réduction, correction, inférence de valeurs manquantes). Cette étape permet de pallier la problématique des données imparfaites et de s'en affranchir, mais conduit à une perte d'information.
- La phase d'extraction de règles d'association avec l'algorithme Apriori¹ [Agrawal, Srikant et al., 1994] utilisant les mesures classiques de support et de confiance pour la découverte des règles.
- Une phase de post-traitement dédiée à l'interprétation, la visualisation et la validation des règles. Cette dernière étape s'appuie d'une part sur une analyse sémantique des règles. Elle permet de valider l'intérêt des règles au regard de la connaissance du domaine et d'en proposer une représentation graphique (visualisation à différents niveaux d'abstraction des relations existantes entre les règles obtenues). D'autre part, une évaluation subjective, basée sur un système de requêtes, permet de vérifier la cohérence des règles avec les attentes des experts.

1. Algorithme classique d'ARM.

La démarche de RetEx proposée intègre donc ici des aspects cognitifs – analyses expertes – et statistiques. Contrairement aux approches classiques de RetEx, une des spécificités de ces travaux est la grande quantité d'informations traitée. En revanche, les données sont pré-traitées permettant ainsi de raisonner sur des données de qualités et de s'affranchir des données imparfaites – nous notons que cette approche ne s'intéresse pas à la prise en compte de l'incertitude ou de l'imprécision associées aux données.

2.2.6 Synthèse

Les quelques méthodes présentées ici nous donnent une vision assez générale et large concernant la mise en œuvre du Retour d'Expérience. Il est cependant difficile d'établir une grille de lecture précise permettant une comparaison fine de ces méthodes et pratiques tant les communautés, les domaines applicatifs qui s'y intéressent et les définitions mêmes du RetEx sont variés.

Les différentes approches et méthodes de RetEx présentées précédemment permettent néanmoins de souligner un certain nombre d'enjeux et limites liés à sa mise en œuvre : d'une part des limitations organisationnelles et d'autre part des challenges techniques. Parmi les principaux freins organisationnels rencontrés lors de la mise en œuvre d'un dispositif de RetEx Gauthey [2008] et Wybo et al. [2003] évoquent en particulier son acceptation par les acteurs de l'organisation. Il représente en effet une charge de travail supplémentaire, impliquant un investissement temporel et cognitif des acteurs et peut, de plus, être perçu comme un outil de sanction. Par ailleurs, le partage de connaissances personnelles et d'expertise peut être ressenti comme une perte de savoir-faire et ne favorise pas l'adhésion au processus de RetEx. Au-delà de ces aspects humains, la pérennité des systèmes est subordonnée à l'évolution des technologies des systèmes d'information. En termes d'attentes, le manque d'opérationnalité de certains résultats du RetEx a pu être souligné. Il résulte d'une contextualisation inadaptée ou bien du caractère trivial des résultats (e.g. leçons évidentes). La contextualisation semble être un point critique pour la réutilisation des résultats du RetEx. S'il est trop fortement contextualisé tel qu'un rapport d'analyse d'incident, il sera peu probable d'assister à un accident exactement comparable sur les plans technique, humain et organisationnel [Wybo et al., 2003]. S'il ne l'est pas suffisamment, (e.g. leçon sortie de tout contexte), sa compréhension par les acteurs sera limitée ou erronée [Chirumalla et al., 2012].

Du point de vue technique, nous nous intéressons plus particulièrement aux méthodes dites « dynamiques » impliquant la création de nouvelles connaissances. Les exigences de quantité et de qualité de l'information nécessaires à certaines applications et outils de RetEx ne sont pas faciles à satisfaire. Le manque d'information peut être lié à un faible nombre d'expériences répertoriées (e.g. accidents nucléaires, grands projets...). Ces informations peuvent être fortement imparfaites (incomplètes, manquantes, imprécises, incertaines) et provenir de sources multiples (contradictoires,

redondantes). Le caractère imparfait des informations n'est que rarement évoqué – et ce y compris dans le cas des méthodes « statiques » – et encore moins souvent traité. Ce point semble pourtant particulièrement pertinent dans un contexte de RetEx.

Ces deux aspects – quantité et qualité de l'information – peuvent amener de réels challenges techniques en vue du traitement des expériences passées *via* des techniques automatisées ou semi-automatisées. Dans le cadre du RetEx, de nombreux challenges sont donc ouverts pour automatiser l'extraction de connaissances à partir d'expériences passées. Une condition préalable à la mise en œuvre de tels traitements est de disposer d'une représentation des expériences dans un formalisme compréhensible et manipulable à la fois par l'homme et la machine, permettant d'y appliquer des mécanismes de raisonnement. Le dernier volet de cet état de l'art porte donc sur la représentation des expériences.

2.3 Représentation des Expériences

La constitution d'une base d'expériences permettant de valoriser, d'analyser *via* des traitements (semi-)automatisés et de réutiliser les expériences capitalisées est au cœur du processus de RetEx. La représentation des expériences – connaissances spécifiques – est une étape indispensable.

La Représentation des Connaissances, sous-domaine de l'Intelligence Artificielle, fournit un cadre formel pour exprimer la connaissance d'un domaine particulier et telle que celle-ci soit manipulable par une machine. La connaissance peut alors être traitée automatiquement et permet la mise en œuvre de mécanismes de raisonnement [Brachman et Levesque, 2004]. Pour rendre ces mécanismes possibles, l'élaboration d'une représentation (ou modèle) de connaissances s'appuie sur la définition : d'un *vocabulaire* définissant les éléments du langage (termes prédéfinis); d'une *syntaxe* spécifiant la façon dont s'articulent les éléments du vocabulaire entre eux, et donc la validité d'une expression; d'une *sémantique* définissant l'interprétation et la signification d'une expression dans le monde réel [Sowa, 2000]. Ces éléments permettent d'exprimer de façon formelle de la connaissance à partir d'un vocabulaire contrôlé, structuré et avec une sémantique claire, non-ambigüe.

La littérature fait état de plusieurs formalismes de représentation des connaissances proposant des niveaux d'expressivité et de sémantique variables. Les formalismes logiques étaient initialement distingués des représentations non logiques, telles que les réseaux sémantiques [Quillan, 1966; Collins et Quillian, 1969] et les Frames [Minsky, 1975]. Dans un second temps, des formalismes hybrides combinant différents formalismes de représentation sont apparus tels que les Graphes Conceptuels (GC) [Sowa, 1984], les Logiques de Description (LD) [Baader et al., 2003] ou encore les approches Orientées Objet. Les représentations graphiques des réseaux sémantiques ou des GC relativement intuitives, offrent une facilité d'interprétation et de compréhension par l'humain tout en restant exploitables par la machine. Les GC se basent cependant

sur la logique des prédicats du premier ordre [Chein et Mugnier, 2008] et dérivent des réseaux sémantiques alors critiqués pour leur absence de sémantique formelle. Les LD combinent une sémantique logique précise et des procédures de raisonnement efficaces.

Il n'existe donc pas de système de représentation optimal. D'après [Rich et Knight, 1991], le choix d'un formalisme doit prendre en considération les quatre aspects suivants :

- l'*expressivité*, la capacité à représenter les connaissances requises et pertinentes du domaine. Autrement dit, qu'est-ce qui peut être représenté et qu'est-ce qui ne peut pas l'être [Davis et al., 1993] ; e.g. est-il possible de représenter qu'une personne peut conduire un véhicule, mais qu'une seule personne à la fois peut la conduire ?
- l'*extensibilité*, la capacité à acquérir de nouvelles connaissances (en utilisant des méthodes automatisées).
- l'*adéquation inférentielle*, la capacité à manipuler les connaissances représentées par un mécanisme de raisonnement valide.
- l'*efficacité calculatoire*, la capacité à guider le mécanisme de raisonnement dans le choix des inférences à appliquer pour une résolution plus rapide.

De plus, Davis et al. [1993] rappellent que la représentation des connaissances est un moyen d'expression et de communication des expressions humaines. Par conséquent, les auteurs jugent nécessaire de prendre en considération la facilité pour l'utilisateur de parler et penser dans le langage de représentation choisi.

Bien que différents formalismes puissent être mobilisés pour la représentation des expériences et la constitution d'une base d'expériences exploitable, nous utiliserons dans le cadre de nos travaux le formalisme des Logiques de Description. Les LD se sont nourries et enrichies des formalismes qui leur sont antérieurs et permettent un compromis entre expressivité et complexité de raisonnement. Elles sont en outre supportées par différents langages issus du Web Sémantique et sont aujourd'hui le formalisme le plus largement adopté pour la représentation d'ontologies (vocabulaires contrôlés, schémas...).

Nous introduisons succinctement le formalisme des Logiques de Description dans la section qui suit. Nous ferons ensuite le parallèle avec les formalismes de représentation des connaissances adoptés dans différentes approches de RetEx.

2.3.1 Logiques de Description

Les Logiques de Description (LD) forment une famille de langages de représentation des connaissances qui hérite des réseaux sémantiques et des Frames [Baader et al., 2003]. Les LD se distinguent par une sémantique formelle basée sur la logique du premier ordre et la théorie des ensembles. De plus, elles proposent différents formalismes de description ayant un pouvoir expressif variable et garantissant des mécanismes de raisonnement décidables et une rapidité d'inférence.

Les LD permettent de représenter les connaissances en définissant des *concepts* (prédicats unaires), *rôles* (prédicats binaires) et *individus* (instances). Les concepts modélisent des classes d'individus, les rôles modélisent des relations possibles entre individus. Les concepts et les rôles sont organisés en hiérarchies par des relations de subsomption.

Deux niveaux de représentation des connaissances sont généralement distingués dans ce type de langage : le niveau terminologique et le niveau factuel ou assertionnel qui définit des connaissances spécifiques. Cette conception est schématisée dans la Figure 2.5.

- La *T-Box* (*Terminological Box*) introduit les connaissances générales d'un domaine d'application (i.e. terminologie ou vocabulaire du domaine) au travers de la description des concepts et des relations liant ces concepts.
- La *A-Box* (*Assertion Box*) décrit un état spécifique du domaine, elle contient les individus qui sont des instances de concepts. La définition de ces instances doit être conforme avec la T-Box de manière à éviter toute inconsistance.

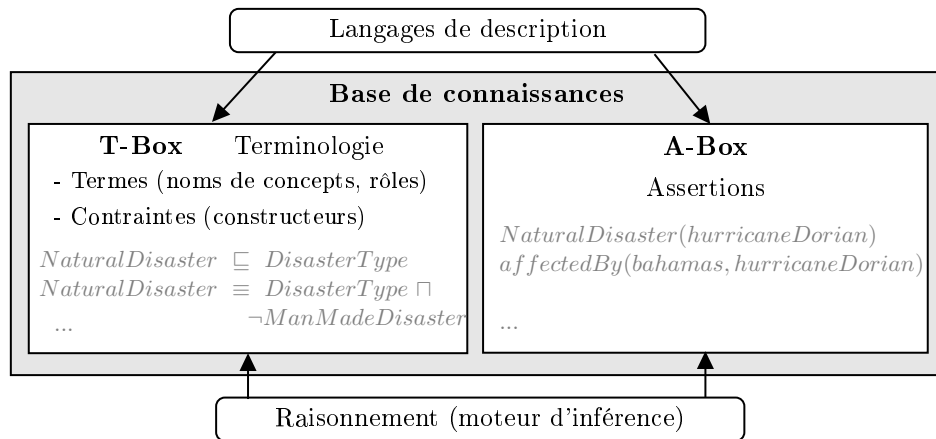


FIGURE 2.5 – Représentation d'une base de connaissances basée sur les Logiques de Description, d'après [Baader et al., 2003].

La T-Box et A-Box forment la base de connaissances (informations structurées et représentées par un formalisme donné, permettant des traitements automatisés). La T-Box peut être assimilée à une ontologie, « une spécification formelle et explicite d'une conceptualisation partagée » [Studer et al., 1998].

A partir des concepts et rôles atomiques (noms des concepts et des rôles), les LD permettent de construire des descriptions complexes des concepts et des rôles formées au moyen de constructeurs (conjonction, disjonction, négation, restriction...). Ces axiomes terminologiques peuvent être de deux formes : une équivalence ou une relation d'inclusion entre concepts (e.g. C, D) ou entre rôles (e.g. R, S) : $C \equiv D$, $R \equiv S$, $C \sqsubseteq D$, $R \sqsubseteq S$. Les axiomes assertionnels exprimeront l'instanciation d'un concept, $C(a)$, ou un rôle entre deux instances $R(a_1, a_2)$.

Les logiques de description se déclinent en plusieurs langages qui se distinguent par leurs degrés d'expressivité et de complexité. Chaque logique de description est définie par un ensemble de constructeurs logiques, plus le nombre de constructeurs est important plus la logique sera expressive et potentiellement complexe. La logique minimale est nommée Attributive Langage (\mathcal{AL}). Elle est peu expressive mais peut être enrichie par des constructeurs de concepts permettant d'exprimer la disjonction (la logique est notée \mathcal{ALU}), la négation (notée \mathcal{ALC}), etc. Les principales logiques de description, les constructeurs qui les composent et leur syntaxe sont détaillés dans [Baader et al., 2003]. Nous proposons en Annexe B.1 des exemples détaillés d'assertions.

Les LD ne permettent pas uniquement de représenter et stocker une terminologie et des assertions, mais permettent également de raisonner dessus. Les mécanismes de raisonnement peuvent avoir lieu au niveau terminologique et assertionnel [Baader et al., 2003]. Au niveau terminologique, les principales tâches d'inférence vont porter sur :

- La subsumption : il s'agit de vérifier si un concept est plus général qu'un autre concept en se basant sur les relations de subsumption (inclusion) ;
- La satisfaisabilité : il s'agit d'identifier les inconsistances dans la base en vérifiant si l'expression d'un concept ne désigne pas le concept vide (déterminer si une description n'est pas contradictoire).

Les mécanismes d'inférence vont également permettre de vérifier l'équivalence entre concepts, et l'exclusion mutuelle entre concepts (autrement dit identifier les concepts disjoints).

Au niveau assertionnel, les principaux problèmes d'inférence vont être :

- le contrôle de la cohérence de la base : il s'agit de vérifier si l'ensemble d'assertions défini dans la A-Box est cohérent avec la T-Box.
- la vérification d'instances : vérifier que chaque instance respecte la définition de son concept.

La vérification de la satisfaisabilité des descriptions et la vérification de la cohérence des assertions sont particulièrement utiles pour déterminer si la base de connaissances a du sens [Baader et al., 2003].

Enfin, il est important de souligner que les Logiques de Description impliquent de raisonner en *monde ouvert* (OWA)¹. En représentation des connaissances, l'OWA signifie que la connaissance exprimée dans le système est incomplète. Par conséquent, si un fait (affirmation) n'est pas spécifié dans le système, il est inconnu mais pas nécessairement faux. Cette vision s'oppose à celle de l'hypothèse de monde fermé (CWA), traditionnellement utilisée dans les bases de données dans lesquelles tout fait non contenu dans la base est alors considéré faux. La sémantique de la A-Box diffère

1. OWA : Open World Assumption. CWA : Closed World Assumption.

donc de celle des bases de données. L'absence d'information est interprétée comme un manque de connaissance dans le premier cas, et comme une information fausse dans le second. Le caractère infini du domaine et l'OWA considérés dans les LD sont des caractéristiques distinctives de ce langage au regard d'autres langages de modélisation considérés pour les bases de données [Baader et al., 2003].

La grande richesse sémantique et les possibilités d'inférences associées aux LD en font un formalisme de représentation des connaissances largement utilisé pour la construction d'ontologies. De plus, les langages standardisés issus du Web Sémantique (RDF(S), OWL...) ¹ et proposés par le W3C ² s'appuient sur le formalisme des LD et permettent la description d'ontologie et de ressources du web. Ces spécifications sont les éléments centraux du Web Sémantique et fournissent un cadre pour la gestion des ressources, l'intégration, le partage et la réutilisation des données sur le Web. Actuellement, une quantité croissante de sources de données structurées ou semi-structurées (jeux de données, vocabulaires, ontologies) et interconnectées composent le web des données (linked data). Comme illustré dans la Figure 2.6, de nombreuses sources de données – disponibles dans différents domaines, e.g. géographie... – sont exprimées en RDF et reliées les unes aux autres. Elles forment un réseau de données caractérisées sémantiquement facilitant ainsi leur réutilisation dans d'autres contextes et constituent par conséquent des ressources de valeur (e.g. modélisant de la connaissance *a priori*).

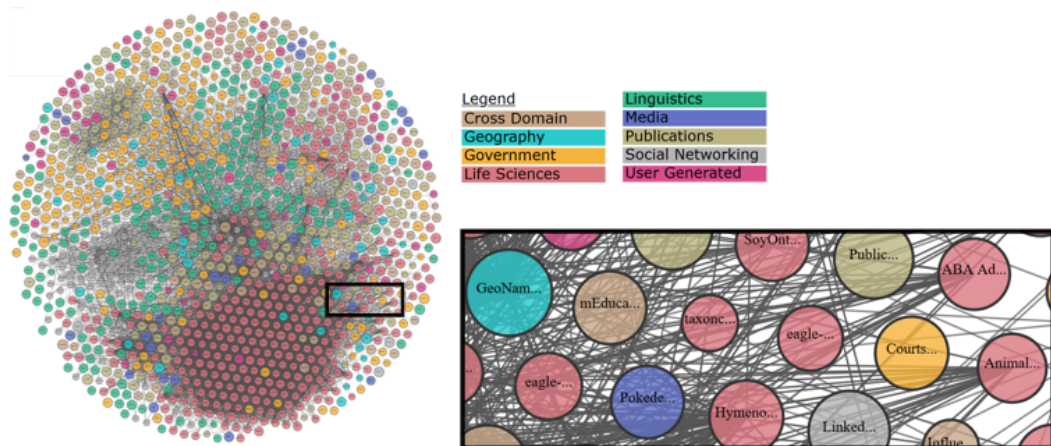


FIGURE 2.6 – *The Linked Open Data Cloud* (<https://lod-cloud.net/>) : ensembles de données disponibles et interconnectés composant le Web des données.

Une description des langages du Web sémantique, RDF(S)/OWL, sur lesquels nous nous baserons est proposée en Annexe B.2. RDF établit un cadre général et standardisé pour la description de ces ressources. Le standard RDF(S) enrichit son expressivité en introduisant des éléments de modélisation permettant de définir les

1. RDF : Ressource Description Framework [Manola et Miller, 2004],
RDFS : Ressource Description Framework Schema [Brickley et Guha, 2004],
OWL : Ontology Web Langage.
2. W3C : World Wide Web Consortium.

concepts et les relations (typage des ressources). Le langage OWL (Web Ontology Language) apporte une plus grande sémantique et permet la description d'ontologies complexes.

Pour conclure, le formalisme des LD, au delà de ses atouts en termes d'expressivité (représentation des différents types de connaissances mobilisés dans le RetEX) et de complexité, est facilement opérationnel grâce aux langages recommandés par le W3C. De plus, il existe de nombreux outils et éditeurs d'ontologies tels que Protégé (logiciel open source). Ce dernier permet la construction, la lecture, la sauvegarde d'ontologies et leur peuplement dans la plupart des langages (RDF(S), OWL, etc.). Différents raisonneurs et moteurs d'inférence (e.g. HermiT, Fact++, Pellet) peuvent être utilisés avec Protégé ; leur choix est fonction, entre autres, de l'expressivité supportée.

D'autres formalismes et représentations peuvent cependant être mobilisés pour le RetEx, nous en proposons un aperçu dans la section suivante.

2.3.2 Formalismes mobilisés pour la représentation de l'expérience

Pour représenter et garder la trace des expériences, la plupart des approches de RetEx de type statique – et certains systèmes de RàPC, tels que le *textual Case-Based Reasoning* – s'appuient sur la définition de fiches, rapports d'incidents ou autres formes textuelles généralement exprimées en langage naturel, ne disposant pas de sémantique formelle. Nous ne discuterons pas de ces formes semi ou non structurées de l'expérience dont le traitement fait appel à des techniques de Recherche d'Information (RI) et de Traitement Automatique de la Langue (TAL) qui sont hors du cadre de ces travaux.

La mise en œuvre d'une approche de RetEx dynamique visant la découverte de nouvelles connaissances nécessite elle de s'appuyer sur une représentation formelle. Compte tenu du faible nombre de travaux étudiant ce type de RetEx, nous nous appuyons dans un premier temps sur les formalismes et modes de représentation utilisés et éprouvés dans le RàPC, où un cas n'est autre que la représentation d'une expérience. Dans un second temps, nous considérerons les approches spécifiques de RetEx dynamique. Les différentes représentations de l'expérience adoptées ainsi que le traitement ou non des données imparfaites associées à celles-ci sont résumés dans le Tableau 2.2.

Plusieurs formalismes classiques issus de la Représentation des Connaissances ont été étudiés pour la représentation des cas. Il n'existe pas de consensus sur le choix de ce formalisme [El-Sappagh et Elmoogy, 2015], mais il reste crucial pour le RàPC car il conditionne et affecte directement l'efficacité des mécanismes de raisonnement sur lesquels il est fondé (e.g. la recherche de cas).

Dans sa forme la plus simple, utilisée dans les premières approches de RàPC, la formalisation des cas s'appuie sur une représentation vectorielle (vecteur de paires

TABLEAU 2.2 – Synthèse des différents formalismes utilisés pour la représentations des expériences. A-V : Attribut-Valeur ; OO : Orienté Objet ; GC : Graphes Conceptuels ; LD : Logiques de Description. (X) signifie un des formalismes au choix.

	Représentation					Prise en compte de données imparfaites
	A-V	OO	Frames	GC	LD	
Méthodes classiques de RàPC	(X)	(X)	(X)			non
Méthodes de type KI-CBR					X	non
[Alexopoulos et al., 2010] , [El-Sappagh et Elmogy, 2015]					X	imprécision <i>ensembles flous</i>
Rex-ECD [Potes Ruiz et al., 2014], [Kamsu Foguem et al., 2008], [Jabrouni, 2012]				X		non
Rex Cognitif [Belar, 2008]		X				incertitude <i>modèle des croyances transférables</i>

attribut-valeur) [Bergmann et al., 2006]. Cette approche est privilégiée pour des domaines d'application dont la théorie n'est pas clairement définie ou difficile à formaliser. En revanche, elle ne permet pas d'exprimer des relations entre les caractéristiques des cas, ni de définir la connaissance du domaine. Par conséquent, elle n'est pas adaptée pour construire une structure de données pour des cas complexes [El-Sappagh et Elmogy, 2015].

Les représentations structurées basées sur les Frames ou les représentations Orientées Objet font également partie des approches traditionnelles pour la représentation des cas. La représentation orientée objet, proche des Frames et équivalente en termes d'expressivité, est généralement utilisée pour des applications industrielles [Bergmann et al., 2006]. Les cas sont représentés comme une collection d'objets, chacun étant décrit par un ensemble de paires attribut-valeur. Ces formalismes sont souvent adoptés pour représenter des cas relativement simples, comportant par exemple un nombre restreint de caractéristiques.

Cependant, lorsque la prise en compte de connaissances du domaine est nécessaire pour enrichir les cas¹ et améliorer l'efficacité de la recherche de cas, la définition d'ontologies devient utile ; e.g. jCOLIBRI [Recio-Garía et Díaz-Agudo, 2006] basé sur les LD. Les ontologies vont servir différents aspects du RàPC : la définition d'un vocabulaire pour décrire les cas, la réutilisation de connaissances existantes acquises, les phases de raisonnement (mesures de similarité sémantique entre les cas). Plus récemment, dans le cadre de ces systèmes de RàPC basés sur des ontologies, la représentation de connaissances imprécises a été abordée, e.g. [Alexopoulos et al., 2010 ; El-Sappagh et Elmogy, 2015]. La logique floue est utilisée pour manipuler et traiter des connaissances imprécises (ontologies floues et mesures de similarité sémantique floues).

1. La littérature fait référence aux approches de RàPC intégrant la connaissance du domaine sous le terme de *Knowledge-Intensive CBR* (Case-Based Reasoning).

Les représentations de type ontologiques mais basées sur le formalisme des Graphes Conceptuels (GC) ont également été étudiées pour la formalisation du retour d'expérience dans des travaux sur le RetEx, proches des démarches que nous souhaitons mettre en œuvre : [Potes Ruiz et al., 2014; Kamsu Foguem et al., 2008; Jabrouni, 2012]. Le formalisme des GC qui dispose d'une sémantique formelle et offre des possibilités de structuration de la connaissance permet la mise en œuvre de traitements automatiques. Les GC présentent également un compromis vis-à-vis de l'expressivité et de la complexité des raisonnements qui peuvent être appliqués. Cependant, c'est la représentation graphique des GC, facilement compréhensible et intuitive qui motive plus amplement ce choix de représentation au regard d'autres formalismes, tels que les LD, qui auraient également pu être utilisés. En contrepartie, les mécanismes d'inférence sur ces modèles qui tirent partie de la théorie des graphes et reposent principalement sur des opérations de projection [Chein et Mugnier, 2008], peuvent être coûteux en temps de calcul.

Enfin, dans ses travaux sur le RetEx, Beler [2008] définit un langage hybride pour la représentation de l'expérience. La représentation orientée objet est couplée avec le modèle des croyances transférables pour exprimer l'incertitude. Ce formalisme répond à deux exigences : avoir un langage suffisamment intuitif et naturel pour faciliter son utilisation pour les experts du domaine ; représenter de manière explicite l'incertitude liée aux informations contenues dans la base d'expériences.

2.4 Bilan

Au regard des définitions et classes de RetEx qui ont été présentées précédemment, nous proposons de délimiter la démarche de Retour d'Expérience à laquelle nous nous intéressons dans le cadre de nos travaux. Ce positionnement sera précisé dans le Chapitre 3.

Le Retour d'Expérience est assimilé à une démarche structurée visant à capitaliser, traiter et exploiter les informations issues de l'analyse de situations passées jugées positives ou négatives et dont la finalité est de tirer des enseignements de l'analyse de ces expériences, pouvant être réutilisés dans de nouvelles situations comparables— cette définition est adaptée de [Clermont et al., 2007]. La démarche de Retour d'Expérience vise donc la découverte de nouvelles connaissances à partir de l'analyse *a posteriori* de plusieurs situations et de leur généralisation ; ce RetEx peut être qualifié de RetEx « dynamique » et « ex-post ».

Dans ce contexte, nous nous inscrirons plus particulièrement dans la lignée des travaux de [Potes Ruiz et al., 2014] et [Beler, 2008].

Les premiers proposent une approche de Rex-ECD visant la découverte de règles d'association à partir de l'analyse d'une base d'expériences basée sur les GC. Ces travaux traitent cependant de bases de données volumineuses sur des expériences de

conception dans un domaine industriel avec des processus et procédures bien établis. De plus, les auteurs font le choix de s'affranchir du caractère imparfait des données.

Les seconds travaux, plus proches d'une démarche de RàPC (recherche d'expériences similaires) adressent deux problématiques intéressantes : (i) un nombre restreint d'expériences qui les amène à se placer dans une démarche de RetEx cogitif, intégrant des analyses expertes ; (ii) la prise en compte de l'incertitude associée aux données par le biais du modèle des croyances transférables.

Nous verrons dans le chapitre qui suit que ces deux travaux abordent des problématiques semblables aux nôtres sans pour autant les considérer simultanément.

Chapitre 3

Approche générale

Sommaire

3.1	Positionnement des travaux	46
3.1.1	Objectifs et spécificités de l'approche de RetEx étudiée . . .	46
3.1.2	Problématique et objectifs	49
3.2	Approche générale proposée	50
3.2.1	Étape A - Formalisation des Expériences	51
3.2.2	Étape B - Guider le RetEx	54
3.2.3	Étape C - Découverte de règles	55
3.3	Notations	57
3.3.1	Base d'expériences RDF et représentation d'intérêt	57
3.3.2	Distinction des attributs : caractéristiques et critères	59
3.3.3	Prise en compte de l'imprécision	59
3.3.4	Représentation des règles d'association	60
3.4	Synthèse	60

Dans le premier chapitre, nous avons présenté différentes approches de RetEx pouvant être décrites au travers d'une architecture générique comportant trois phases : la capitalisation, le traitement et la réutilisation des expériences. Malgré l'intérêt croissant que les démarches de RetEx génèrent pour la gestion et la valorisation du patrimoine immatériel des organisations, nous avons pu constater que leur mise en œuvre se heurte à un certain nombre de limitations humaines, organisationnelles ou techniques.

La représentation des expériences constitue un élément central dans une démarche de RetEx supportant la formalisation, le stockage (base d'expériences) et le traitement des expériences. A cet effet, une seconde partie s'est intéressée aux formalismes de représentation des connaissances dans le domaine du RetEx.

Ce chapitre se concentre sur le positionnement de nos travaux au regard de ces éléments de l'état de l'art et sur la présentation générale de l'approche proposée. Une première section est plus particulièrement dédiée à la délimitation du problème et à l'identification des limites techniques auxquelles nous souhaitons répondre. Nous détaillons l'approche proposée dans une seconde section. Elle comporte trois grandes étapes mobilisant des techniques issues de divers domaines, en particulier : l'Ingénierie des Connaissances (IC), l'Aide à la Décision Multicritère (MCDA) et l'Extraction de

Connaissances à partir de Données (ECD). Nous précisons l'intérêt de leur couplage au sein du processus de RetEx afin de répondre aux limitations techniques identifiées et indiquons les contributions associées. Enfin, nous introduisons les éléments de formalisation du problème et les notations qui seront utilisées pour présenter nos contributions dans les chapitres suivants.

3.1 Positionnement des travaux

3.1.1 Objectifs et spécificités de l'approche de RetEx étudiée

L'étude des différents modèles et méthodes de RetEx présentée dans le Chapitre 2 a permis de souligner qu'un certain nombre de challenges restent ouverts pour l'amélioration de la mise en œuvre des différentes types de RetEx au sein d'une organisation.

Dans le cadre de nos travaux, nous nous concentrons sur une certaine typologie de RetEx qui nous semble proposer des challenges intéressants liés à l'automatisation du RetEx et encore peu traités dans la littérature. Nous délimitons le périmètre et les spécificités de ce RetEx ci-dessous :

(1) RetEx positif et négatif. Le RetEx repose sur la capitalisation et l'analyse de situations positives ou négatives. Les expériences à capitaliser peuvent être aussi bien des succès que des échecs, illustrant la mise en œuvre de bonnes pratiques ou, au contraire, des décisions et actions conduisant à des événements négatifs. Rappelons que ce second cas (RetEx négatif) est le plus largement abordé dans la littérature. Cependant, dans une démarche d'amélioration continue et de préservation des connaissances expertes au sein d'une organisation, le RetEx positif nous semble tout autant pertinent et nécessaire. Les expériences positives contiennent d'une part, des solutions éprouvées et justes qu'il est primordial de capitaliser pour garantir la performance de l'organisation ; et d'autre part, la remémoration et le partage de ces expériences positives ne sont pas confrontés à la réticence des acteurs. Ainsi, la démarche à laquelle nous nous intéressons devra permettre la valorisation des connaissances et l'identification d'enseignements dans ces deux configurations, – i.e. situations à éviter ou bonnes pratiques à reproduire. Nous considérerons par la suite que la notion de succès ou d'échec associée à une expérience passée exprime un degré de satisfaction par rapport à des objectifs à atteindre.

(2) RetEx dynamique. La finalité du RetEx concerne la découverte de nouvelles connaissances, assimilées à des leçons ou enseignements et issues de l'analyse de la base d'expériences passées. Cette démarche visant à inférer de nouvelles connaissances peut être qualifiée de RetEx « dynamique ». Au regard de l'état de l'art, cet aspect dynamique dans les démarches de RetEx (création de connaissance et en particulier sous la forme d'enseignements) nous semble moins exploré. En effet, l'analyse des expériences passées et donc l'identification des enseignements reposent généralement sur des analyses expertes subjectives, offrant ainsi des possibilités d'automatisation. Nous

aborderons par la suite les problématiques techniques que peuvent soulever de telles approches.

(3) RetEx *a posteriori*. La démarche de RetEx sera menée *a posteriori*. Autrement dit, l'analyse ne portera que sur des expériences – situations – passées pour lesquelles il sera possible de formuler ou de déterminer leur succès ou échec global (i.e. l'atteinte des objectifs visés). Par ailleurs, ces expériences traduisent des connaissances mises en œuvre dans des situations spécifiques, et où la connaissance recherchée (i.e. l'enseignement) n'est pas définie clairement en amont de la démarche de RetEx. La démarche de RetEx que nous étudierons s'apparentera donc à une approche de RetEx conduite *ex-post*.

(4) RetEx sur des processus à forte composante humaine. Le champ d'application de la démarche de RetEx à laquelle nous nous intéressons ne porte pas sur des expériences techniques (e.g. incidents sur des équipements...). En effet, il porte sur des expériences définies de manière générique par un ensemble de choix – concernant une stratégie d'action, des ressources à mobiliser – effectués dans un contexte donné pour répondre à des objectifs prédéfinis. Ces choix mobilisent la connaissance experte détenue par un groupe d'acteurs. Nous assimilons ce type d'expériences à des projets qui pourraient être menés par des organisations humanitaires et de développement, ou encore dans des secteurs présentant des contraintes similaires de gestion de crise, de stress, tels que la sécurité civile. Dans notre contexte applicatif, les expériences correspondront plus particulièrement aux différentes missions (projets) menées par l'organisation humanitaire Médecins Sans Frontières.

Ces projets ne sont pas guidés par des systèmes techniques ou des processus clairement définis contrairement par exemple à des activités de conception, des processus industriels, etc. Ils reposent sur une forte composante humaine et dépendent sensiblement du contexte dans lequel ils sont menés. De plus, ces projets présentent certaines spécificités, contraignantes pour la mise en œuvre d'un processus de RetEx :

- le témoignage oral et les activités de *briefing/débriefing* occupent souvent une place centrale pouvant conduire à un manque de formalisation ;
- compte tenu du contexte d'urgence dans lequel ces projets ont lieu, il s'avère difficile d'obtenir une caractérisation précise de la situation et du contexte dans lequel les décisions doivent être prises, celles-ci peuvent alors être guidées par une part d'intuition, difficile à capturer ;
- la collecte des informations *a posteriori* et pas nécessairement formalisées ainsi que le *turn-over* fréquent des employés peuvent induire une certaine imprécision voire une perte d'informations sur les expériences passées.

Ces différents éléments affectent le recueil des données et leur qualité, substrat sur lequel se base toute démarche de RetEx et qui, par conséquent, la rendent plus difficile.

Nos travaux ont pour ambition de contribuer à l'amélioration d'un processus de RetEx présentant les caractéristiques précédemment décrites. Plus spécifiquement, nous nous intéressons à la définition d'une approche semi-automatisée permettant d'inférer des enseignements génériques à partir de l'analyse d'expériences passées similaires.

Classiquement, l'analyse des expériences passées et l'identification des leçons contenues dans ces expériences (i.e. connaissances) sont effectuées manuellement par un ou plusieurs experts (cf. processus de Leçons Acquisées, Section 2.2.2.3). Une tâche fastidieuse et chronophage que nous proposons d'accompagner au moyen de techniques de découverte de connaissances afin d'identifier de façon semi-automatisée ces enseignements. Il s'agit, au delà de limiter l'investissement humain, de contrôler la part de subjectivité qui peut être induite lorsque ces enseignements sont identifiés manuellement. En effet, les experts responsables de l'analyse de l'expérience et de l'identification des enseignements sont plus susceptibles de rechercher et d'accorder de l'importance à des enseignements qu'ils ont déjà observés et proches de leur propre vécu.¹ Or, on peut estimer qu'un enseignement sera d'autant plus intéressant s'il revêt un caractère inattendu, voir contradictoire avec des connaissances existantes ou des attentes ; il est alors porteur d'une nouvelle connaissance [Silberschatz et Tuzhilin, 1996].

Le processus de découverte de connaissances doit permettre éventuellement d'identifier, de détecter des connaissances nouvelles et utiles (e.g. corrélations, relations) qui ne le seraient pas nécessairement par les experts en raison :

- (i) des biais et de l'influence liés à leurs propres expériences et connaissances ;
- (ii) de la volumétrie des données. L'étude exhaustive de toutes les relations ou éventuels liens de causalités entre les caractéristiques d'une expérience et son succès/échec et ce à partir du recoupement de différentes sources représenterait une réelle difficulté pour les experts. Intuitivement, ils vont mettre en relation les éléments qui semblent les plus vraisemblables ou évidents à leur yeux, laissant d'éventuelles nouvelles connaissances inaccessibles.

De plus, l'objectif est ici de mettre en parallèle plusieurs expériences pour identifier des enseignements génériques alors que les processus de RetEx cherchent généralement à identifier une ou des leçons issues d'une expérience spécifique. Celles-ci sont donc fortement contextualisées et difficiles à mobiliser dans de nouvelles situations [Villeval et Lavigne-Delville, 2004] ; notons par ailleurs que dans le RàPC (Raisonnement à Partir de Cas), la réutilisation des cas n'est permise que grâce à la phase d'adaptation des cas à une situation à résoudre. Dans notre contexte, la comparaison de plusieurs expériences devient une tâche d'autant plus compliquée pour un expert et souligne la nécessité de supporter ce processus par des traitements (semi-)automatisés. En effet, comme mentionné précédemment chaque expérience peut être qualifiée par une quantité importante d'informations – i.e. toutes les caractéristiques permettant une description complète de l'expérience. Par conséquent, le nombre de combinaisons

1. Biais de dissonance cognitive : l'expert sera plus enclin à accepter de nouvelles informations cohérentes avec celles qu'il possède, et rejeter celles contradictoires.

possibles entre ces caractéristiques sera d'autant plus grand, et mériteront d'être comparées entre les différentes expériences.

L'application de traitements automatisés pour identifier cette connaissance nécessite de représenter les informations associées aux expériences sous une forme compréhensible et exploitable par la machine. Or, le RetEx traite de données réelles issues du "terrain", décrivant les caractéristiques d'une situation, un évènement, etc., et qui sont par nature imparfaites. Par exemple, dans notre contexte d'étude, les informations associées aux missions menées par les organisations humanitaires peuvent être imprécises, e.g. "*la mission a mobilisé entre 5 et 7 logisticiens*", "*les routes sont très endommagées ou impraticables*". Les informations peuvent également comporter de l'incertitude : "*il nous a été rapporté que des vols de rations ont eu lieu dans le camp de maiduguri*", "*il est probable qu'une distribution de rations soit également mise en place par le World Food Program*".

La représentation de ces données est par conséquent plus complexe et soulève de nouvelles problématiques. Bien que de nombreux cadres théoriques existent dans la littérature pour modéliser les informations imparfaites, les systèmes de gestion de connaissances font généralement abstraction de cet aspect contraignant. De plus, la prise en compte de telles données complexifie la mise en œuvre des traitements automatisés. Si des techniques d'analyse de données ont été proposées pour le cas de données incertaines, il existe encore peu de travaux traitant de l'imprécision. La modélisation de l'imprécision impacte le traitement de l'information et se répercute directement sur les résultats inférés.

3.1.2 Problématique et objectifs

La finalité de l'approche de RetEx étudiée dans nos travaux est d'inférer des enseignements à partir de l'analyse d'expériences passées similaires. Les expériences peuvent être définies par un ensemble de caractéristiques décrivant les activités, les décisions prises et le contexte dans lequel elles ont été mises en œuvre. Un jugement ou une évaluation peut y être associé traduisant le degré de satisfaction global (i.e. succès/échec) associé *a posteriori* à cette expérience au regard des objectifs fixés.

L'objectif est donc plus spécifiquement de distinguer des relations entre l'évaluation *a posteriori* du succès/échec d'expériences similaires et les caractéristiques de ces expériences qui l'impactent (i.e. identifier les divergences ou similitudes entre les expériences expliquant leur succès ou échec). Ces liens pourront par la suite être exploités pour formuler des enseignements, mobilisables dans la gestion de nouvelles situations (recommandations) ou à des fins de formation.

Nous estimons qu'il est nécessaire dans cette démarche de RetEx de considérer le caractère imprécis et incomplet des informations qui vont permettre de caractériser les expériences. Plusieurs raisons motivent ce choix. Il s'agit dans un premier temps de représenter le plus fidèlement possible les expériences. Nous ne souhaitons pas risquer

de considérer une information potentiellement erronée en transformant une information imprécise et information précise (hypothèse); elle pourrait par la suite induire des inférences biaisées ou fausses. De plus, compte tenu du type d'expériences sur lequel porte le RetEx, les informations proviennent essentiellement de *sources humaines*. Elles présentent, selon nous, un plus fort potentiel d'imprécision du fait que les informations considérées soient souvent collectées *a posteriori* (à la différence de RetEx sur des événements techniques, où les informations sont acquises par des capteurs et stockées en temps réel). En revanche, nous ne tiendrons pas compte de la fiabilité de l'information (i.e. pas d'incertitude). Par ailleurs, notre contexte nous amènera à traiter un faible nombre d'expériences¹, il semble raisonnable d'en tenir compte. En effet, dans ce contexte, conserver et exploiter toute l'information disponible même si elle est imparfaite paraît opportun.

Le nombre limité d'expériences soulève de nouvelles problématiques pour la mise en œuvre de traitements automatisés généralement basés sur l'analyse statistique sur un nombre de données très large. Plusieurs stratégies peuvent être adoptées pour y pallier : adopter un formalisme approprié permettant de tirer parti et d'enrichir au mieux les informations disponibles²; s'appuyer sur l'expertise des acteurs de l'organisation (experts, décideurs), etc. Bien que les acteurs de l'organisation soient indispensables à tout processus de RetEx, une part de l'amélioration du processus de RetEx passe par la limitation de leur investissement (effort cognitif, subjectivité, temps dédié aux tâches du RetEx...). Un compromis entre le besoin d'intégrer l'expertise pour la fiabilité et l'enrichissement du RetEx et l'investissement des acteurs doit être trouvé.

La quantité et la qualité des informations disponibles vont donc directement conditionner les cadres théoriques et techniques mobilisés dans les phases de capitalisation et de traitement des expériences. L'approche générale que nous proposons est présentée dans la section suivante.

3.2 Approche générale proposée

L'approche de RetEx proposée vise à inférer des enseignements de façon semi-automatisée à partir de l'analyse d'expériences passées qui pourront par la suite supporter la prise de décision ou contribuer à la formation des acteurs de l'organisation. Elle s'articule autour de trois grandes étapes illustrées dans le schéma général proposé dans la Figure 3.1. Cette approche repose sur trois domaines : l'Ingénierie des Connaissances (IC), les méthodes MCDA, et les techniques d'ECD.

La première étape (A) est dédiée à la capitalisation des expériences; elle a pour objectif de valoriser les informations associées aux expériences *via* la définition d'une

1. Un nombre limité de missions menées chaque année, volonté de traiter les plus récents (parties prenantes toujours présentes au sein de l'organisation).

2. i.e. un nombre restreint d'observations mais les qualifier de manière assez riche, notamment *via* des sources externes susceptibles, elles, d'être très fournies.

base de connaissances RDF qui permettra de décrire de façon, riche, formelle, et standardisée les expériences.

La base d'expériences ainsi constituée permettrait dans l'absolu d'y appliquer directement des techniques d'analyse de données permettant d'extraire de nouvelles connaissances (i.e. enseignements). Nous proposons cependant d'intégrer une étape en amont de cette phase de traitement. Celle-ci (i.e. Etape B) a pour objectif de faciliter et de guider l'identification d'enseignements d'intérêt pour l'organisation. L'idée est de déterminer les facteurs qui contribuent le plus fortement au succès ou à l'échec d'expériences similaires dans un contexte contraint en termes de quantité de données. Il est alors pertinent de rechercher des enseignements portant prioritairement sur ces éléments. De plus, considérer un contexte d'imprécision augmentera considérablement l'espace de recherche des connaissances. Cette étape permettra de diminuer considérablement cet espace. La procédure proposée se base sur une méthode MCDA.

L'étape de traitement (C) est donc abordée dans un troisième temps. Elle tire parti des résultats des deux étapes précédentes : une base d'expériences similaires formalisées (A), et les résultats issus de l'évaluation (B) et ce en vue d'inférer des enseignements d'intérêt. Cette étape a donc pour but d'identifier des caractéristiques communes entre les missions pouvant expliquer la performance observée sur les critères d'évaluation, et en particulier ceux dont la contribution au succès/échec global des expériences semble importante. Nous proposons d'identifier ces relations sous la forme de règles d'association. Des hypothèses d'enseignements pourront être formulées à partir des règles détectées et validées.

Des collaborations homme-machine définies aux différentes étapes viennent supporter le processus de RetEx. Ces interactions avec les experts du domaine et les décideurs permettent de considérer leur expertise dans le modèle de RetEx et de critiquer la pertinence des résultats.

Ces trois étapes sont introduites par la suite. Nous montrons l'intérêt du couplage IC, MCDA, ECD dans le cadre de la démarche de RetEx et des contraintes considérées. Nous introduisons ensuite les éléments de formalisation du problème.

3.2.1 Étape A - Formalisation des Expériences

Une grande quantité de données, retraçant les décisions successives prises dans un contexte spécifique, peut être associée à chaque expérience passée et permet leur caractérisation. Ces données peuvent être collectées auprès d'une multiplicité de sources : sources textuelles, bases de données, fichiers Excel, dires d'experts, rapports, retranscriptions... Elles sont généralement fortement hétérogènes, exprimées en langage naturel et, par nature, souvent imparfaites puisque entachées d'imprécisions, incomplètes, etc. Dans cette forme brute et faiblement structurée, les données sont alors difficilement exploitables *via* des traitements automatisés.

L'objectif de cette première étape est donc de définir la base d'expériences nécessaire à la démarche de RetEx envisagée. Il s'agit donc de :

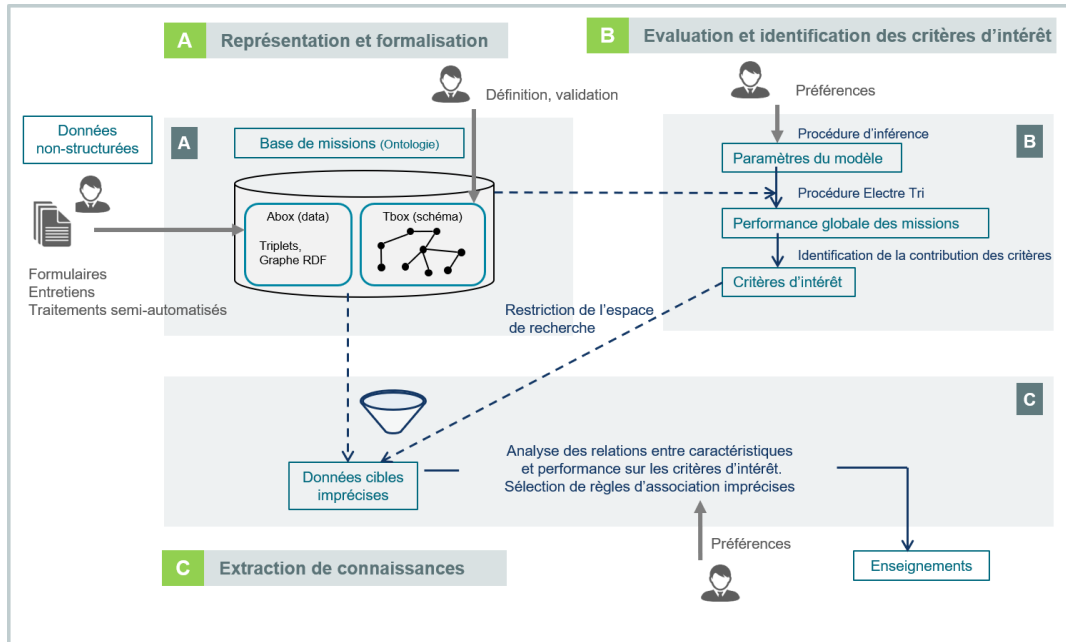


FIGURE 3.1 – Schéma général de l'approche de RetEx proposée décrivant les principales étapes.

- définir un cadre de formalisation permettant de valoriser les données sur les expériences passées (i.e une structure générique et standardisée) ;
- de constituer la base d'expériences, qui sera par la suite analysable par des traitements semi-automatisés.

Différents formalismes étudiés dans le domaine de la Représentation des Connaissances permettent de structurer et de formaliser les informations issues de l'expérience en vue de les valoriser (voir Section 2.3). Le choix d'une représentation formelle pour la base d'expériences, ici basée sur les Logiques de Description, présente de nombreux avantages au regard du contexte d'étude fixé pour le RetEx, et méritent d'être soulignés. Cette représentation, qui se distingue par une sémantique formelle et une séparation des connaissances terminologiques et assertionnelles, permet la mise en œuvre de mécanismes de raisonnements automatisés. Ceux-ci permettent d'une part d'inférer de nouveaux faits qui contribueront à l'enrichissement de la base d'expériences, et d'autre part, de vérifier la consistance de celle-ci. Cette représentation formelle de la base d'expériences supporte également des raisonnements inductifs menés, par exemple, dans le cadre d'une analyse descriptive de la base – i.e. découverte de nouvelles connaissances plus génériques. Notons qu'une maîtrise entre le degré d'expressivité et la complexité de raisonnement est permise par le choix des constructeurs utilisés. Ces différents langages garantissent des mécanismes de raisonnement décidables, et une rapidité d'inférence.

Cette représentation formelle offre par ailleurs la possibilité de définir, au travers du modèle (ou schéma), de la connaissance *a priori*. Par exemple, une connaissance *a priori* peut être exprimée au sein de la T-box sur les ressources (informations) caractérisant les expériences, e.g. *Nigeria* et *Mali*, qui qualifient la localisation de

deux missions, correspondent à une évocation de *AfricanCountry*. Cette connaissance *a priori* mérite d'être prise en considération dans la comparaison des expériences et exploitée pour distinguer des similitudes entre celles-ci.

Dans notre approche, la représentation choisie pour les expériences s'appuie plus précisément sur les différents langages standardisés RDF, RDFS, OWL et SWRL proposés par le W3C et basés sur le formalisme des LD. Les différents profils (\mathcal{EL} , \mathcal{QL} , \mathcal{RL}) définis dans OWL 2 autorisent des degrés d'expressivité variables, et ainsi un compromis entre expressivité et complexité de raisonnement (cf. Sections 2.3.1 et B.2). De plus, l'utilisation de ces standards, développés pour le Web Sémantique et majoritairement utilisés pour la représentation d'ontologies, facilitent également la mise en correspondance ou l'intégration d'ontologies et bases de faits existantes (e.g. mécanismes d'alignement, d'intégration...). Ce dernier point présente un réel intérêt dans notre cas, notamment pour la caractérisation du contexte associé aux expériences. Par exemple, des connaissances disponibles sur des ressources géographiques utilisées pour qualifier les expériences en termes de localisation (e.g. pays) pourraient être intégrées, telles que : la densité de population, le régime politique, ou les infrastructures associés à cette ressource géographique, enrichissant ainsi la représentation des expériences. Enfin, ces langages ont aussi l'avantage important d'être très largement étudiés et outillés (éditeurs, moteurs d'inférence...), facilitant ainsi leur utilisation.

Cette représentation formelle présente de nombreux avantages en termes d'enrichissement des données et donc, dans notre cas, des possibilités pour établir une description plus riche des expériences dans un contexte de données limitées et imprécises. Notons toutefois que, bien que ces mécanismes contribuent à améliorer "qualitativement" la base d'expériences, ils ne résolvent pas directement le problème du faible nombre d'observations (i.e. nombre limité d'expériences).

Selon la réutilisation et les traitements des expériences qui sont envisagés, les composantes de l'expérience qu'il est nécessaire de représenter peuvent varier. Dans notre approche, nous considérerons les trois composantes suivantes pour la structuration de l'expérience : (i) le contexte, (ii) la réponse (les décisions prises pour répondre à une situation dans un contexte donné, en accord avec une stratégie et des objectifs visés), (iii) l'évaluation associée *a posteriori* à cette expérience (i.e. l'atteinte des objectifs visés).

Notre application est liée au secteur humanitaire et porte plus précisément sur des missions de distribution de biens de première nécessité dans des situations d'urgence. Les concepts et propriétés définis devront permettre de retranscrire et décrire la réponse logistique mise en œuvre et le processus décisionnel suivi dans un contexte d'intervention particulier et son évaluation. Le contexte d'une mission peut être caractérisé par différents attributs tels que sa durée, sa localisation, celle-ci peut elle même être définie par un ensemble de caractéristiques telles que sa stabilité politique, sa densité de population... Ces caractéristiques constituent autant d'éléments qui pourront éclairer sur la stratégie de réponse adoptée et la justesse des choix qui ont été

faits et donc le succès/échec de la mission.

Les choix associés aux différentes activités logistiques vont être caractérisés par exemple en termes de ressources mobilisées (i.e. moyens de transport, quantités...). Enfin nous considérons que chaque expérience – i.e. mission dans notre cadre applicatif, mais qui pourrait être d'une manière générale un projet – peut être définie par son degré de succès ou échec au regard d'un ensemble d'objectifs à atteindre. L'atteinte de ces objectifs peut être mesurée par un ensemble de critères d'évaluation et définit la performance globale (succès/échec) d'une expérience. Ainsi, la composante évaluation de l'expérience, correspond pour nous à la définition et à la caractérisation de ces critères d'évaluation. Notons que les expériences comparées étant similaires – i.e. pour notre cas applicatif, même type de problématique et d'activités logistiques –, ces critères seront communs à toutes les évaluations, et participent ainsi à la représentation générique et partagée des expériences.

Il s'agira donc dans cette phase de modélisation d'identifier toutes les caractéristiques utiles et pertinentes pour représenter les expériences passées selon les trois composantes précédemment définies et suivant l'exploitation prévue, soit ici la recherche de caractéristiques communes aux expériences pouvant expliquer leur succès/échec global. Les choix de modélisation effectués, spécifiques au cas d'application, seront détaillés dans le Chapitre 6 dédié à l'illustration de l'approche.

Cette première étape aboutit donc à une représentation formelle – basée sur les standards du W3C (RDF(S), OWL, SWRL) – et générique des expériences suivant trois composantes : contexte, réponse et évaluation.

3.2.2 Étape B - Guider le RetEx

L'objectif de la seconde étape est de guider le processus de Retour d'Expérience. A partir de la base formelle d'expériences qui a été constituée dans l'étape A, l'objectif final est d'identifier des relations traduisant l'impact des caractéristiques des expériences sur la valeur prise par les critères d'évaluation. Comme mentionné précédemment, ce traitement pourrait être appliqué directement. Cependant, nous proposons ici d'identifier au préalable des éléments d'intérêt sur lesquels focaliser le RetEx, autrement dit, il s'agit de restreindre l'espace de recherche des enseignements (i.e. règles dans notre cas).

En effet, un grand nombre d'attributs (i.e. caractéristiques et critères d'évaluation) peut être nécessaire pour qualifier de façon complète une expérience, impactant ainsi directement la taille de l'espace de recherche considéré pour l'identification des règles.

De plus, dans l'éventualité où la base d'expériences peut être enrichie par la mise en correspondance avec des bases de données externes potentiellement volumineuses, cet espace serait d'autant plus conséquent. La prise en compte et la représentation de l'imprécision augmentent également considérablement cet espace. De ce fait, un grand nombre d'associations possibles entre les caractéristiques des expériences et leur performance sur les différents critères d'évaluation considérés mériteraient d'être

étudiées. L'identification et la sélection des critères les plus pertinents est donc une étape clé pour cibler et délimiter l'espace de recherche. De plus, le nombre restreint d'expériences dans la base (i.e. nombre d'observations sur chaque attribut) rend d'autant plus difficile l'identification de règles pertinentes. Ces éléments soulignent donc la nécessité de cibler au préalable des éléments d'intérêt pour faciliter et favoriser l'identification de règles d'intérêt dans le processus de RetEx.

Cette restriction de l'espace de recherche pourrait être traitée de différentes manières. Nous pourrions, par exemple, tirer parti des méthodes d'apprentissage non-supervisé telles que les techniques de réduction de dimensionalité, e.g. Analyse en Composantes Principales (ACP). Elle sont classiquement utilisées pour l'extraction de caractéristiques mais nécessitent des données conséquentes. Nous choisissons ici d'utiliser les méthodes d'aide à la décision multicritère (MCDA) permettant d'évaluer et de comparer un ensemble de solutions, alternatives, actions au regard d'un ensemble de critères d'évaluation permettant de mesurer l'atteinte d'objectifs, parfois conflictuels. Dans un contexte de RetEx, ces méthodes permettent de conserver une interaction avec le décideur au travers de la définition de son modèle de préférence qui gouverne le processus d'évaluation.

Dans un contexte MCDA, l'approche proposée pour cibler le RetEx consiste alors, dans un premier temps, à évaluer le succès/échec – ou performance globale – de chaque expérience au regard d'un ensemble de critères d'évaluation préalablement définis. Dans un second temps, sur la base de cette évaluation, l'objectif est d'identifier, parmi les critères d'évaluation, ceux qui contribuent fortement à l'appréciation de succès/échec associée à une expérience. Le retour d'expérience sur des situations similaires et répétées sera d'autant plus pertinent s'il est focalisé sur ces éléments. Autrement dit, l'étape de traitement qui suivra pourra se concentrer sur l'identification de règles portant sur ces critères d'intérêt.

Nous choisissons ici de nous appuyer sur la méthode Electre Tri. Elle présente certains avantages tels que la gestion de l'imprécision sur les évaluations (i.e. valeurs sur les critères) et dispose de procédures permettant de limiter la quantité d'information demandée aux décideurs, deux aspects importants dans notre approche. Dans le cadre de la méthode Electre Tri, nous proposons une procédure pour déterminer la contribution des critères à l'évaluation globale d'une expérience et identifions le sous-ensemble y contribuant le plus fortement.

Ces aspects seront traités de façon approfondie dans le Chapitre 4, consacré à l'étape (B) de l'approche.

3.2.3 Étape C - Découverte de règles

Les deux premières étapes introduites ont respectivement amené la définition d'une base de connaissances formelles, et l'identification d'un sous-ensemble de critères d'intérêt. L'objectif de cette troisième étape est d'identifier les caractéristiques des expériences pouvant expliquer la performance observée sur ces critères d'intérêt. L'hypothèse est faite ici d'un lien entre les performances globales des expériences, liées

aux valeurs de performance sur les critères, et leurs caractéristiques qui impactent la valeur prise par ces critères.

Il s'agit donc d'identifier cette connaissance en s'appuyant sur un processus d'ECD. Celui-ci comporte en règle générale : une phase permettant la sélection et la préparation des données sur lesquelles les traitements mériteront d'être appliqués ; la phase de traitement des données ; puis, l'évaluation des résultats obtenus. La phase de traitement est un processus non trivial d'identification de motifs ou modèles valides, nouveaux, potentiellement utiles et compréhensibles à partir des données [Fayyad et al., 1996]. Différentes techniques d'analyse de données ont été développées dans la littérature à des fins prédictives (e.g. classification, arbres de décision...) ¹ ou descriptives (e.g. *clustering*, motifs fréquents) basées sur la structure des données.

Dans le cadre de notre approche, la phase de traitement des données doit permettre d'explorer tous les liens possibles entre les ensembles de valeurs d'attributs et de critères et d'analyser leur validité et intérêt (aspect descriptif) et non de résoudre un problème spécifique. Nous nous plaçons donc dans un contexte d'apprentissage non-supervisé (apprentissage à partir des observations), et proposons de nous appuyer sur les techniques d'extraction de règles d'association. Elles permettent la découverte de motifs fréquents et de corrélations d'un ensemble de valeurs d'attributs dans des bases de données et connaissances. Les règles d'association (*Association Rules*, AR) présentent l'avantage d'être facilement interprétables, les motifs extraits peuvent être facilement compris par un utilisateur qui n'est pas familier de ces techniques. Elles peuvent également être exprimées facilement en langage naturel – i.e. interprétation en enseignements. En outre, elles répondent à l'objectif de RetEx visé par nos travaux et limitent la charge de travail des experts. Une règle est généralement définie comme une implication ($X \rightarrow Y$) entre un *antécédent*, X et un *conséquent*, Y qui représentent des conjonctions de valeurs d'attributs dans une base de données. Il s'agit donc ici d'identifier des règles dont l'antécédent porte sur les attributs caractérisant le contexte et la stratégie mise en œuvre et le conséquent porte sur la valeur prise par les critères d'évaluation, en particulier ceux identifiés au préalable comme étant d'intérêt.

Dans notre contexte, l'implémentation d'un processus d'extraction de règles est confronté à deux défis :

- la prise en compte et la représentation du caractère imparfait des données à partir desquelles les règles mériteront d'être extraites ;
- l'identification de règles pertinentes pour les utilisateurs finaux.

En effet, il existe une littérature abondante dédiée à l'étude des techniques d'extraction de règles. De nombreux algorithmes ont été définis pour extraire efficacement des règles et ce pour plusieurs types de données (e.g. nominales, ordinales, quantitatives, séquentielles) [Kotsiantis et Kanellopoulos, 2006]. Cependant, seulement quelques travaux étudient l'extraction d'AR dans le cas de données imprécises.

Une des problématiques principales dans l'extraction de règles dans de grandes bases de données est d'identifier les règles intéressantes. L'évaluation de l'intérêt des

1. Apprentissage supervisé.

règles a donc également fait l'objet de très nombreux travaux. Il n'existe pas de définition formelle de l'intérêt d'une règle. Il est généralement considéré comme un concept global couvrant différents aspects d'intérêt pour une règle : fiabilité, concision, actionnabilité... [Geng et Hamilton, 2006]. Ces caractéristiques peuvent être évaluées par différentes mesures objectives (basées sur les données) ou subjectives (dépendantes du domaine d'application) définies dans la littérature. Cependant, dans un contexte de données imprécises, aboutissant à la découverte de règles imprécises, le processus d'évaluation de ces règles doit être adapté. De plus, dans le cas d'une base de données comportant un nombre limité d'observations, caractériser l'intérêt de ces règles sera d'autant plus délicat (limite des mesures objectives classiquement utilisées).

Dans cette troisième étape (C), nous proposons donc une approche d'extraction de règles d'association permettant de prendre en considération des données imprécises et de dériver des règles imprécises. Nous nous appuyons pour cela sur la théorie de l'évidence, ou théorie des fonctions de croyance, permettant de représenter l'imprécision et l'incertitude. Dans ce contexte, nous proposons une procédure de sélection visant à identifier les règles les plus intéressantes pour l'utilisateur final. Nous définissons et adaptons dans un premier temps des mesures objectives dans le cadre spécifique des fonctions de croyance. Nous montrons également comment tirer parti de la connaissance *a priori* définie dans la représentation des expériences (i.e. taxonomies sur les valeurs d'attributs) pour caractériser l'intérêt des règles pour un domaine. La sélection comporte deux phases. La première est purement objective, la seconde utilise une méthode MCDA – Electre I, méthode multicritère de sélection –, elle prend en compte la subjectivité de l'utilisateur final (i.e. ses préférences) pour la sélection des règles.

Cette troisième étape permet donc l'identification et la sélection des règles imprécises qui pourront être interprétées en enseignements. L'approche et les contributions techniques proposées pour cette étape feront l'objet du Chapitre 5.

3.3 Notations

Nous introduisons dans cette section les principaux éléments de notation qui seront utilisés dans les chapitres suivants.

3.3.1 Base d'expériences RDF et représentation d'intérêt

La formalisation des expériences repose sur une représentation formelle basée sur les LD, dont le choix a été motivé précédemment. Cette représentation permettra la description des expériences, d'inférer éventuellement de nouveaux faits et d'enrichir la base. Pour les phases de traitement envisagées dans la suite de l'approche (Evaluation et orientation du RetEx (B), et Découverte de règles (C)), nous considérerons une représentation attributs/valeurs.

La connaissance sur les expériences passées est donc exprimée au travers d'un ensemble d'assertions, des triplets RDF, $\langle \text{ sujet, predicat, objet } \rangle$, formant un graphe

RDF. Un exemple est donné dans la Figure 3.2, trois expériences, ici, des missions de distribution y sont décrites *via* différentes propriétés. Celles-ci caractérisent directement (e.g. `locatedIn`) ou indirectement (e.g. `situationVolatility`) les ressources `mission_1`, `2` et `3`.

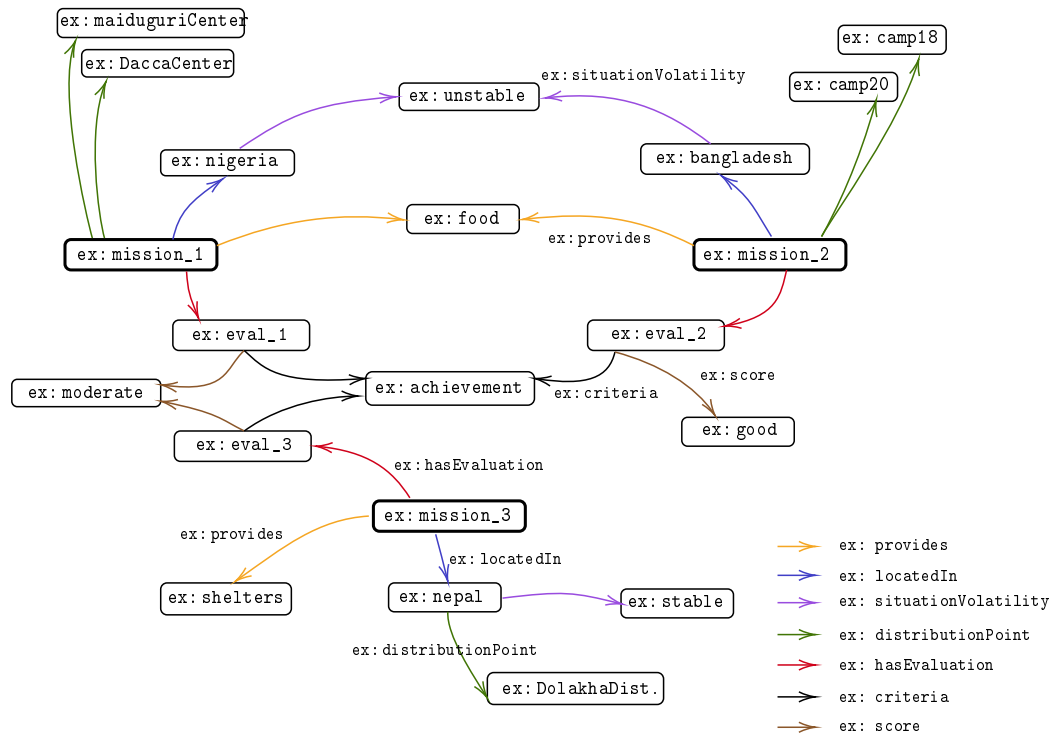


FIGURE 3.2 – Exemple de graphe RDF pour la représentation des missions.

A partir de cette représentation, nous conserverons une représentation attributs/valeurs. Cette représentation d'intérêt pour le graphe de la Figure 3.2 est donnée dans le Tableau 3.1.

TABLEAU 3.1 – Représentation d'intérêt.

attributs observations	<i>provides</i>	<i>locatedIn</i>	<i>situation volatility</i>	<i>distribution points</i>	<i>achievement</i>
d_1	<i>food</i>	<i>nigeria</i>	<i>unstable</i>	2	<i>moderate</i>
d_2	<i>food</i>	<i>bangladesh</i>	<i>unstable</i>	2	<i>good</i>
d_3	<i>shelters</i>	<i>nepal</i>	<i>stable</i>	1	<i>moderate</i>

Les attributs correspondent aux propriétés (ou prédicats) représentées par les arcs du graphe. La valeur associée à un attribut peut correspondre soit à l'objet du triplet dans lequel il est impliqué, soit être définie à partir des propriétés topologiques du graphe. Dans l'exemple proposé, les ressources qui nous intéressent, `mission_1`, `mission_2`, `mission_3`, sont qualifiées par 5 attributs. Nous distinguons 3 cas, l'attribut est issu :

- d'une propriété *directe*, e.g. `provides` et `locatedIn`,
- d'une propriété *indirecte*, e.g. `achievement`, `situationVolatility`,

- d'une propriété *directe* ou *indirecte* mais la valeur prise par cet attribut est définie par le nombre de relations établies avec chacune des ressources `mission_1`, `mission_2`, `mission_3` et non par la valeur des objets des triplets. C'est le cas de la propriété `distributionPoint` dans l'exemple traité Figure 3.2 et Tableau 3.1. Deux relations sont par exemple établies avec l'entité `mission_2` : `distributionPoint(mission_2, camp18)` et `distributionPoint(mission_2, camp20)`. Ce ne sont pas les valeurs prises par cette propriété (i.e. les dénominations des points de distribution `camp18`, `camp20`) qui nous intéressent ici pour caractériser la mission mais bien le nombre de points de distribution établis, soit 2 dans le cadre de la `mission_2`.

De manière générale, nous considérerons donc par la suite, qu'une base d'expériences $\mathcal{D} = \{d_1, \dots, d_m\}$ est composée de m expériences¹. Il s'agit donc de m observations d'un ensemble d'attributs $N = \{1, \dots, n\}$. Chaque attribut $i \in N$ prend des valeurs dans un ensemble discret noté Θ_i .

3.3.2 Distinction des attributs : caractéristiques et critères

Dans la représentation initiale des expériences, différentes informations peuvent être identifiées, celles liées au contexte et à la stratégie mise en œuvre puis celles relatives à l'évaluation *a posteriori* de l'expérience.

Dans l'illustration précédente, la propriété `achievement` correspond par exemple à un critère sur lequel porte une évaluation (e.g. `eval_1`) et à laquelle est associé un score (e.g. `good` ou `moderate` dans l'exemple proposé). Ces informations seront exploitées indépendamment dans l'étape B puis auront un rôle distinct des autres attributs dans l'étape C, puisqu'il s'agira de rechercher des relations entre les caractéristiques des expériences et leur performance globale.

Pour les besoins de l'approche, nous distinguerons donc par la suite deux ensembles d'attributs : $I \neq \emptyset$, $I \subset N$ l'ensemble des attributs caractérisant le contexte et la stratégie mise en œuvre et $J \neq \emptyset$, $J \subseteq N \setminus I$, l'ensemble des attributs liés à l'évaluation de l'expérience, nous appellerons par la suite ces attributs $j \in J$, des *critères d'évaluation*. Une expérience $d \in \mathcal{D}$ sera évaluée sur l'ensemble de critères J .

Notons que l'étape B de l'approche aura pour objectif d'identifier un sous-ensemble de critères d'intérêt, soit $J^* \subseteq J$.

3.3.3 Prise en compte de l'imprécision

Nous considérons maintenant que des informations imprécises peuvent être enregistrées sur les expériences passées. Par exemple, "*la mission_1 s'est déroulée au nigeria où la situation est instable ou très instable*" est une information imprécise. Cela signifie que l'expert hésite entre les valeurs `unstable` et `veryUnstable` pour l'attribut `Situational Volatility` et ne peut être plus précis. Dans ce contexte, l'information sur la valeur d'un attribut (resp. critère) correspond à un sous-ensemble

1. i.e. elles correspondent aux 3 missions dans l'exemple précédent.

de valeurs : l'attribut $i \in N$ prend alors une valeur dans l'ensemble $A_i \subseteq \Theta_i$. Lorsque les informations sont précises A_i correspond à un singleton.

Pour reprendre l'exemple précédent, l'observation d_1 est alors notée :

	<i>provides</i>	<i>located In</i>	<i>situation volatility</i>	<i>distribution pts</i>	<i>achievement</i>
d_1	{ <i>food</i> }	{ <i>nigeria</i> }	{ <i>unstable, veryUnstable</i> }	{2}	{ <i>moderate</i> }

3.3.4 Représentation des règles d'association

Dans l'étape C de l'approche, l'objectif est d'extraire des règles d'association à partir de l'analyse de la base d'expériences $\mathcal{D} = \{d_1, \dots, d_m\}$. Une règle d'association r notée $r : X \rightarrow Y$ exprime une relation entre un antécédent X et un conséquent Y . Dans notre cas, la règle doit traduire la relation entre un ensemble de caractéristiques observées sur les expériences et l'observation de certaines valeurs (performances) sur les critères d'évaluation. Nous nous concentrons donc sur un cas spécifique où l'antécédent et le conséquent sont composés par des ensembles prédéfinis et disjoints d'attributs, soient ici I et J formant une partition de l'ensemble d'attributs N .

L'antécédent X est une conjonction de valeurs observées pour les caractéristiques des expériences, le conséquent Y est une conjonction de valeurs observées sur les critères d'évaluation. En considérant dans un premier temps des valeurs précises, on note respectivement :

- $X \in \prod_{i \in I} \Theta_i$, X est un vecteur où chaque composante est une valeur d'un attribut de I .
- $Y \in \prod_{j \in J} \Theta_j$, Y est un vecteur où chaque composante est une valeur d'un critère de J .

Lorsque des informations imprécises sont prises en compte (i.e. $A_i \subseteq \Theta_i$, information sur l'attribut $i \in I$, resp. pour $j \in J$, $B_j \subseteq \Theta_j$), les règles cherchées sont alors de la forme :

$$r : A \rightarrow B \text{ où } A = \prod_{i \in I} A_i, A_i \subseteq \Theta_i \text{ et } B = \prod_{j \in J} B_j, B_j \subseteq \Theta_j$$

Nous nous concentrerons en particulier sur les règles portant sur les critères identifiés comme d'intérêt, l'expression précédente peut donc être restreinte à $j \in J^*$, $J^* \subseteq J$.

3.4 Synthèse

Nous proposons une approche permettant d'inférer de façon semi-automatisée des enseignements à partir de l'analyse d'expériences passées et ce pour une certaine typologie de RetEx. Celle-ci traite d'expériences positives ou négatives (succès/échec) qui reposent sur des processus à forte composante humaine intégrant la connaissance des experts et une part de subjectivité. Différentes difficultés ont été soulevées par

cette problématique. Elles sont d'une part au niveau technique, notamment en termes d'acquisition et de traitement des données faiblement structurées et imparfaites et du nombre restreint de données. Des difficultés existent d'autre part à l'échelle de l'approche de RetEx en termes d'investissement des parties prenantes et experts ou de la subjectivité du processus.

Parmi les difficultés évoquées, nous nous intéressons en particulier dans notre approche : (i) à la valorisation de données initialement non-structurées et hétérogènes ainsi qu'à (ii) la prise en compte de l'imprécision associée à ces données ; (iii) à l'orientation du RetEx pour l'identification d'enseignements d'intérêt dans un contexte d'observations limitées ; (iv) à restreindre l'investissement et la subjectivité des acteurs du RetEx sans toutefois s'affranchir de leur expertise.

Pour cela, nous définissons une approche générale tirant parti du couplage des formalismes de représentation des connaissances (Logiques Descriptives), de méthodes d'analyse multicritères (Electre I et Electre Tri), et de techniques d'analyse de données (Extraction de Règles d'Association) qui seront accompagnées par des collaborations homme-machine. Nous proposons dans ce cadre des contributions d'ordre technique portant sur :

- l'identification des critères d'intérêt dans le cadre spécifique de la méthode Electre Tri, elle se base sur les contributions des critères à la performance globale d'une expérience ;
- la gestion des données imprécises et l'extraction de règles d'association imprécises. Basée sur la théorie des fonctions de croyance et l'analyse multicritère (Electre I), l'approche repose sur une procédure de sélection permettant d'identifier les règles les plus pertinentes au regard d'informations caractérisant leur intérêt vis-à-vis d'un contexte d'étude.

La démarche de RetEx composée de 3 étapes qui est proposée s'appuie sur ces contributions techniques. Elle suit un processus générique de RetEx fondé sur la capitalisation des expériences passées, leur traitement dans un objectif de découverte de connaissances (enseignements), qui pourront par la suite être exploitées. Nous n'avons cependant pas pour ambition de proposer une démarche complète et intégrée de RetEx, mais d'apporter des contributions visant à favoriser l'automatisation d'une certaine typologie de RetEx. Les techniques de traitements proposées dans le cadre de ce RetEx font l'objet des chapitres suivants : le Chapitre 4 présente le processus d'identification des critères d'intérêt pour le RetEx, il est basé sur l'évaluation des expériences avec Electre Tri ; le Chapitre 5 est dédié à l'extraction et la sélection de règles d'association à partir de données imprécises. La méthodologie du RetEx proposée sera illustrée dans le Chapitre 6.

Chapitre 4

Guider le Retour d'Expérience

Sommaire

4.1	Introduction et objectifs	64
4.2	L'analyse multicritère	66
4.2.1	Les méthodes d'agrégation	67
4.2.2	Les méthodes de surclassement	69
4.2.3	L'élicitation des préférences	74
4.2.4	Identification des contributions marginales pour l'explication des décisions	80
4.3	Choix d'une méthode d'aide à la décision multicritère pour l'évaluation des expériences	82
4.4	Approche proposée pour l'identification de la contribution des critères avec Electre Tri	84
4.4.1	Approche générale	84
4.4.2	Identification de la contribution des critères	86
4.4.3	Généralisation du sous-ensemble de critères d'intérêt pour un ensemble d'expériences similaires	90
4.5	Illustration de l'approche	93
4.5.1	Identification des paramètres	94
4.5.2	Contribution des critères	94
4.6	Synthèse	97

Nous avons introduit précédemment une approche de RetEx pour la découverte d'enseignements à partir de l'analyse d'expériences passées fondée sur trois étapes. Ce chapitre est consacré à la seconde étape de l'approche proposée. Il présente une procédure visant à réduire l'espace de recherche d'enseignements en tirant parti des méthodes d'analyse multicritère, et ainsi cibler le retour d'expérience. Nous introduisons dans un premier temps les éléments motivant cette démarche et ses enjeux, et traduisons celle-ci en une problématique technique. Ce chapitre présente par la suite un état de l'art des méthodes multicritères permettant d'argumenter nos choix méthodologiques et techniques et, en particulier, la méthode de surclassement Electre Tri. L'approche de réduction d'espace de recherche se traduit par le processus d'identification de critères d'intérêt que nous allons détailler et illustrer dans la suite.

4.1 Introduction et objectifs

La démarche de Retour d'Expérience à laquelle nous nous intéressons vise à analyser les expériences passées, que celles-ci décrivent des échecs ou succès, pour en extraire des enseignements génériques, en particulier au regard des choix qui ont été pris dans un contexte donné. En d'autres termes, il s'agit *a posteriori* de questionner la justesse des choix qui ont été faits, et de déterminer si ceux-ci se sont avérés bons ou mauvais au regard des objectifs visés. Cette démarche implique dans un premier temps d'évaluer le succès, ou *performance globale*, de chaque expérience ; une multitude de critères d'évaluation peut être considérée afin de juger l'atteinte des objectifs. Dans un second temps, sur la base de cette évaluation, l'objectif est d'identifier, parmi les critères d'évaluation, ceux qui contribuent fortement à l'appréciation de succès/échec associée à une expérience dans un contexte donné. Le retour d'expérience sur des situations similaires et répétées, sera d'autant plus pertinent s'il est focalisé sur ces éléments. Nous appellerons par la suite ce sous-ensemble de critères, les *critères d'intérêt* pour le RetEx.

L'identification d'un sous-ensemble de critères d'intérêt est centrale dans notre approche où des analyses plus approfondies sont envisagées. Nous souhaitons en particulier identifier, pour des expériences similaires, des caractéristiques partagées pouvant expliquer leur succès/échec, pour *in fine* en tirer des enseignements. Cette étape préalable revêt alors un intérêt majeur pour la restriction de l'espace de recherche à partir duquel les enseignements mériteront d'être extraits. En effet, il est important de souligner que l'espace de recherche considéré peut être de grande dimension. D'une part, en raison du nombre d'attributs qui peuvent être nécessaires à la caractérisation d'une expérience, et d'autre part, du fait de l'intégration potentielle de bases de données externes, pouvant être conséquentes. De plus, le nombre d'expériences capitalisables, sur la base desquelles seront effectuées les analyses, reste limité. Ce faible nombre d'observations rend difficile l'identification de règles pertinentes – dont découlent les enseignements –, cette tâche pourra être facilitée en ciblant au préalable les critères d'intérêt.

Cependant, la qualité et la pertinence des enseignements qui pourront être extraits méritent une attention particulière et une validation finale des experts ou utilisateurs finaux, en capacité de traiter un nombre restreint d'informations.

Par ailleurs, tout en maintenant des interactions avec les experts du domaine, indispensables au processus de RetEx, nous souhaitons minimiser la quantité d'information qui leur sera demandée et ainsi limiter leur investissement et l'effort cognitif nécessaire pour fournir cette information.

Ces différentes contraintes motivent selon nous d'autant plus le besoin d'une identification préalable des critères d'intérêt, parmi l'ensemble des critères d'évaluation sélectionnés. Ils permettront de réduire le périmètre de l'analyse et ainsi de guider le RetEx. De plus, cette restriction garantit de travailler sur un ensemble restreint

de critères et représente une simplification d'un point de vue technique. Cependant, dans des applications concrètes, identifier l'information permettant de guider le RetEx, qui est ici formalisée par des critères d'intérêt, peut s'avérer complexe. En effet, les experts du domaine ne sont en général pas en mesure de définir de façon formelle la notion de succès ou d'échec sur la base de plusieurs critères, notamment dans des processus de décision complexes. Dans la plupart des cas, il leur sera donc difficile de fournir directement cette information – i.e. les critères d'intérêt. Les experts peuvent en effet apprécier la performance globale d'une expérience passée sans pour autant être en mesure de définir explicitement la manière dont ils l'évaluent, c'est à dire le modèle sur lequel se base cette évaluation. Notons par ailleurs que ce problème devient d'autant plus complexe lorsque la subjectivité de plusieurs décideurs entre en compte. Pour cela, nous souhaitons identifier les critères d'intérêt de façon indirecte en mobilisant le cadre de l'analyse multicritère, et plus particulièrement les méthodes de désagrégation [Jacquet-Lagreze et Siskos, 1982].

Classiquement, les méthodes multicritères sont utilisées pour résoudre des problèmes de sélection, de rangement, de tri d'un ensemble d'alternatives (actions, expériences, solutions, etc.) et supporter les processus de décision. Cependant, plus récemment, sur la base de ces méthodes multicritères plusieurs travaux ont étudié des problématiques connexes. On peut, par exemple, citer les problématiques de recherche de pistes d'amélioration ou des outils pour l'explication des décisions. Pour la problématique d'amélioration, certains travaux s'intéressant à déterminer le sous-ensemble de critères à améliorer en priorité pour garantir une amélioration efficiente des alternatives existantes (e.g. [Grabisch et Labreuche, 2001 ; Labreuche, 2004 ; Sow et al., 2017 ; Montmain et al., 2015]), ce qui garantit au décideur d'obtenir des améliorations optimales avec un minimum d'effort, e.g. un étudiant mauvais en français et moyen en math a-t-il plus intérêt à se perfectionner et fournir un effort en priorité en français ou en math pour améliorer le plus possible sa moyenne ? Concernant la problématique d'explication, on peut citer les travaux qui visent l'identification de sous-ensembles de critères sur lesquels focaliser l'objet d'étude, [Imoussaten et al., 2014 ; Denguir-Rekik et al., 2006 ; Akharraz et al., 2002] ou construire une argumentation pour expliquer la décision [Labreuche, 2005]. Dans ce cas, l'objectif est d'apporter de l'information sur la performance observée et d'expliquer la décision (résultat) qui en découle. L'objet d'étude peut par exemple porter sur un indicateur de moyenne qu'il faut renforcer, un indicateur d'imprécision du résultat de l'agrégation multicritère, qu'il s'agit de limiter [Imoussaten et al., 2014].

Notre proposition s'inscrit dans la logique de ce type de travaux, il s'agit de guider le décideur vers un RetEx plus pertinent en identifiant le sous-ensemble de critères qui explique largement les performances des expériences dans certains contextes.¹

Dans un premier temps, nous situons ce travail au sein des méthodes MCDA, et sélectionnons la plus appropriée, à savoir, Electre Tri pour laquelle il n'existe pas de

1. Cette contribution a fait l'objet de publications dans les conférences IPMU (Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems) et LFA (Logique Floue et ses Applications)[L'Héritier et al., 2018c ; L'Héritier et al., 2018b].

méthode pour l'identification de la contribution. Nous proposons donc une procédure pour déterminer la contribution des critères que nous combinons à l'identification indirecte des paramètres afin de faciliter la tâche du décideur.

4.2 L'analyse multicritère

L'aide à la décision est apparue dans les années 1960 avec la recherche opérationnelle ; l'analyse initialement monocritère a ensuite évolué vers une analyse multicritère du fait que, dans des situations concrètes, le choix d'un unique critère n'apparaît pas comme une évidence, et s'avère souvent trop réducteur pour retranscrire la réalité [Tsoukiàs, 2006]. L'analyse des conséquences d'une alternative doit donc être étudiée suivant plusieurs points de vue. L'aide à la décision multicritère s'est donc concentrée sur la définition d'approches permettant de prendre en compte la multiplicité des critères, parfois antagonistes, et la multiplicité des intervenants. Un grand nombre d'approches ont été développées, généralement rassemblées sous le terme de méthodes MCDA, pour Multiple Criteria Decision Analysis.

Dans un premier temps, les méthodes MCDA peuvent être différenciées selon qu'elles relèvent des méthodes d'optimisation multicritère ou de l'analyse multicritère. Cette distinction repose sur la manière dont les alternatives sont décrites. Dans le cas de l'analyse multicritère, un nombre fini d'alternatives est défini et leurs évaluations sur l'ensemble des critères sont connues. Dans un problème d'optimisation multicritère, l'ensemble des alternatives peut être infini et est défini par contraintes [Teghem et al., 1989].

Dans le cadre de nos travaux, nous nous intéressons à un nombre fini d'expériences – représentant les alternatives à évaluer –, par conséquent nous nous concentrerons par la suite sur les méthodes d'analyse multicritère.

Dans la littérature, deux catégories de méthodes d'analyse multicritère sont traditionnellement distinguées :

- les *approches par agrégation*, relativement reconnues, et issues de la théorie de l'utilité multi attribut (MAUT) [Keeney et Raiffa, 1976]. Elles sont représentatives de l'école Américaine.
- les *approches de surclassement* introduites par B. Roy pour substituer les méthodes d'agrégation lorsque celles-ci deviennent inadaptées [Roy, 1985]. Elles sont issues de l'école Européenne.

Plusieurs distinctions peuvent être faites entre les deux approches. Les méthodes d'agrégation sont dites compensatoires, par opposition aux méthodes de surclassement partiellement compensatoires. C'est une des hypothèses fondatrices du surclassement : elles considèrent que dans certaines situations, de mauvaises performances sur certains critères ne devraient pas pouvoir être compensées par de bonnes performances sur d'autres. Par ailleurs, les méthodes de surclassement, en comparant les alternatives critère par critère, ne nécessitent pas d'échelle commune entre les critères.

Les méthodes d'agrégation, elles, requièrent la constructions d'une échelle commune à tous les critères pour pouvoir agréger les performances. Les approches par agrégation permettent de modéliser et de répondre à des problèmes complexes où des dépendances (interactions) entre critères peuvent exister. Cet aspect n'est pas considéré nativement dans les méthodes de surclassement bien que des extensions existent [Roy, 2009 ; Figueira et al., 2009]. Enfin, les deux types d'approches permettent de modéliser l'imperfection des évaluations des alternatives sur les critères de deux manières différentes. Les méthodes d'agrégation s'appuient par exemple sur des distributions de probabilité, alors que les méthodes de surclassement utilisent pour cela le concept de pseudo-critère.

Pour chacune de ces approches, de nombreuses méthodes ont été proposées dans la littérature. Nous présentons par la suite plus en détail le principe et les concepts mobilisés dans ces deux écoles afin d'éclairer le choix d'une méthode MCDA dans le cadre de nos travaux. Nous nous appuyons pour cela sur la MAUT/MAVT¹ dans le cas des méthodes d'agrégation et sur la famille de méthodes ELECTRE (ELimination Et Choix Traduisant la REalité) [Roy, 1968 ; Roy et Bertier, 1972 ; Roy, 1978] dans le cas des méthodes de surclassement qui sont représentatives de ces deux courants.

4.2.1 Les méthodes d'agrégation

Soit un ensemble fini d'alternatives $\mathcal{A} = \{a^1, \dots, a^m\}$, décrites suivant n attributs représentant différents points de vue. On note $J = \{1, \dots, n\}$ l'ensemble des attributs. Chaque attribut permet de mesurer une caractéristique de l'alternative, il prend des valeurs dans un ensemble X_j , on note $X = \prod_{j \in J} X_j$, ainsi \mathcal{A} peut être considéré comme un sous-ensemble de X . Ainsi, une alternative $a^k \in \mathcal{A}$ est définie par un vecteur de valeurs $a^k : (a_1^k, \dots, a_n^k)$, où $a_j^k \in X_j$ représente sa valeur sur l'attribut $j \in J$.

L'objectif de la MAUT/MAVT est d'établir une relation de préférence \succeq sur \mathcal{A} , représentant les préférences du décideur. Dans le cas certain (MAVT), cette relation de préférence peut être modélisée par une fonction numérique, $V : X \rightarrow [0, 1]$, appelée fonction de valeur telle que pour toute paire d'alternatives $(a, b) \in X \times X$:

$$a \succeq b \Leftrightarrow V(a) \geq V(b)$$

L'identification de cette fonction de valeur globale, synthétisant l'information sur tous les attributs, n'est pas triviale. Une solution consiste à la décomposer en n fonctions de valeur marginales sur chaque attribut, et à définir un opérateur d'agrégation

1. Multi Attribute Utility/Value Theory.

permettant de les synthétiser. Une décomposition sous forme additive suppose l'indépendance préférentielle¹ des attributs :

$$V(a) = \sum_{j=1}^n w_j \cdot v_j(a_j)$$

où $v_j(a_j), \forall j \in J$ sont les fonctions de valeur marginales de changement d'échelles, elles garantissent que tous les attributs soient commensurables ; w_j désigne l'importance du critère j dans la décision. Une décomposition moins contraignante est celle proposée par Krantz et al. [1971] qui nécessite seulement l'indépendance préférentielle faible² :

$$V(a) = F(v_1(a_1), \dots, v_n(a_n)) \quad (4.1)$$

où F est un opérateur d'agrégation.

Du fait de sa simplicité, le modèle additif est le plus largement utilisé, notamment dans la méthode MACBETH (Measuring Attractiveness by a Categorical Based Evaluation Technique) [Bana E Costa et Vansnick, 1994], SMART (Simple Multi Attribute Rating Technique), UTA (UTILITY Additive) [Jacquet-Lagrange et Siskos, 1982], AHP (Analytic Hierarchy Process) [Saaty, 1988]. Le seul modèle additif apparaît insuffisant lorsqu'on souhaite modéliser de façon plus fine les préférences du décideur et représenter des cas plus complexes. Pour cela, la MAVT a été enrichie avec des modèles non-additifs de l'Equation (4.1), tels que ceux basés sur les intégrales floues, l'intégrale de Choquet ou de Sugeno en sont des exemples [Grabisch et Labreuche, 2010].

Ces modèles non-additifs permettent de modéliser un plus grand nombre de situations de préférence. Ils requièrent en contrepartie de définir un nombre plus important de paramètres qu'un modèle linéaire qui nécessite la définition des poids w_j , soit n paramètres. L'obtention de ces paramètres, représentant les préférences du décideur, peut constituer une étape délicate. Leur élicitation de façon directe suppose une bonne compréhension de concepts utilisés dans les modèles (importance, valeurs, interactions, ...). Des techniques pour l'élicitation indirecte de ces paramètres ont été proposés pour y remédier, nous reviendrons sur cette problématique dans un second temps.

Les méthodes de la MAUT/MAVT sont donc fondées sur les fonctions d'utilité/valeur ; elle associent un degré de satisfaction à un résultat sur un attribut et permettent l'évaluation de tous les critères sur une échelle commune. Ces fonctions d'utilité/valeur sont complexes à construire, elles ne sont généralement pas linéaires et représentent une des difficultés liées à la mise en œuvre de ces méthodes. Cependant,

1. L'indépendance préférentielle pour un ensemble de n attributs est vérifiée si la préférence du décideur pour les résultats d'une alternative sur un sous-ensemble de p attributs parmi les n attributs ne dépend pas des valeurs auxquelles sont fixées les $(n-p)$ autres attributs.

2. L'indépendance préférentielle faible pour un ensemble de n attributs est vérifiée si la préférence du décideur pour les résultats d'une alternative sur un attribut ne dépend pas des valeurs auxquelles sont fixées les $(n-1)$ autres critères.

une fois établies elles permettent de s'affranchir des différences d'unités entre critères.

Notons que ces méthodes sont appliquées dans de nombreux domaines : e.g. la planification énergétique avec l'utilisation par exemple des méthodes MAVT/MAUT ou AHP [Diakoulaki et al., 2005], dans le domaine financier avec des méthodes telles que UTA, MACBETH, MAUT [Spronk et al., 2005] ou encore pour l'emplacement d'installations [Nickel et al., 2005], etc.

4.2.2 Les méthodes de surclassement

Les méthodes de surclassement reposent sur la comparaison par paires des alternatives¹ au moyen d'une relation de surclassement S , celle-ci est exploitée dans un second temps. L'exploitation de S dépend de la problématique visée : *choix* (identification d'un sous-ensemble d'alternatives, aussi restreint que possible, contenant les meilleures alternatives) ; *tri* (affectation des alternatives à des catégories prédéfinies) ; ou *rangement* (ordonnancement total ou partiel des alternatives).

Parmi les nombreuses méthodes développées, qui diffèrent dans la construction et l'exploitation de la relation de surclassement, deux familles se démarquent : la famille de méthodes ELECTRE (ELimination Et Choix Traduisant la REalité) [Roy, 1968 ; Roy et Bertier, 1972 ; Roy, 1978] ; et la famille PROMETHEE (Preference Ranking Organization METHod for Enrichment of Evaluations) [Vincke et Brans, 1985 ; Brans et Mareschal, 2005]. D'autres méthodes, moins répandues, mais basées sur le même principe qu'ELECTRE existent ; e.g. : EVAMIX (Evaluation of Mixed Data) [Voogd, 1983], QUALIFLEX [Paelinck, 1978], etc. Une revue plus exhaustive de ces méthodes est proposée dans [Martel et Matarazzo, 2005].

Ces méthodes sont appliquées pour de nombreuses problématiques : e.g. Electre Tri-nC pour la classification de lieux en fonction du climat [Mailly et al., 2014], le choix d'un système de production d'eau potable avec Electre II [Bouchard et al., 2010], ou encore dans le domaine de la planification énergétique avec aussi bien les méthodes ELECTRE que PROMETHEE [Diakoulaki et al., 2005], etc.

Nous nous focalisons ici sur les méthodes ELECTRE. Nous présentons la notion de pseudo-critère, la construction de la relation de surclassement, puis son exploitation dans le cas de la méthode Electre Tri.

4.2.2.1 La notion de pseudo-critère

La notion de pseudo-critère est introduite en surclassement pour tenir compte de la qualité des informations servant à évaluer les alternatives sur les critères, i.e. tolérer une marge d'erreur sur les évaluations. En effet, tout élément d'incertitude, d'imprécision ou d'indétermination ne doit pas affecter la comparaison [Bouyssou, 1990].

1. Le terme d'*action* est classiquement utilisé dans les méthodes de surclassement. Nous préférons ici le terme d'*alternative*, plus générique.

Soit un ensemble $\mathcal{A} = \{a_1, \dots, a_m\}$ d'alternatives. Pour rester proche des notations adoptées dans les méthodes de surclassement, nous utilisons la notation g_j pour un critère de J . Le score d'une expérience $a \in \mathcal{A}$ sur le critère $g_j \in J$ est alors noté $g_j(a)$.

Les *pseudo-critères* sont définis par deux seuils d'indifférence $q_j(g_j(b))$ et de préférence $p_j(g_j(b))$ caractérisant leur pouvoir discriminant. Lorsque deux alternatives a et b sont comparées sur un critère g_j , ils permettent d'établir l'une des situations suivantes :

- aP_jb : a est strictement préférée à b sur le critère g_j ,
- aQ_jb : a est faiblement préférée à b sur le critère g_j ,
- aI_jb : a et b sont indifférentes sur le critère g_j .

La situation de préférence faible Q_j permise par ces seuils correspond à une zone pour laquelle la différence de score entre les alternatives comparées $g_j(a) - g_j(b)$ est faible et ne permet pas de trancher entre l'indifférence (I_j) et la préférence stricte (P_j). Lorsque a est comparée à b et que $g_j(a) \geq g_j(b)$, le seuil d'indifférence $q_j(g_j(b))$ représente donc le plus grand écart $g_j(a) - g_j(b)$ compatible avec une situation d'indifférence entre a et b . Le seuil de préférence $p_j(g_j(b))$ représente le plus petit écart $g_j(a) - g_j(b)$ nécessaire à établir une situation de préférence stricte de a à b . Ces situations sont représentées sur la Figure 4.1.

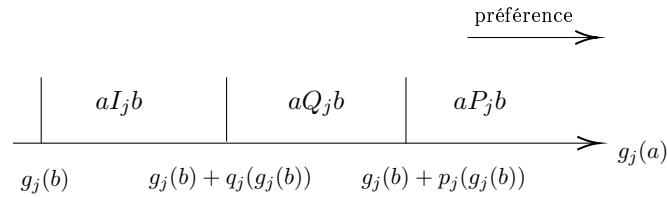


FIGURE 4.1 – Pseudo-critères et situations de préférence.

4.2.2.2 Construction de la relation de surclassement

Soit une famille $J = \{g_1, \dots, g_n\}$ cohérente de n pseudo-critères.¹

En exploitant davantage d'informations sur les préférences des décideurs, Electre III et Electre Tri tentent de raffiner la relation de surclassement entre deux alternatives. Il ne s'agit pas d'accepter ou de rejeter l'hypothèse de surclassement mais de quantifier, *via* les informations disponibles, quel degré de crédibilité accorder à la relation de surclassement entre deux alternatives. La relation de surclassement devient floue et est représentée par une fonction d'appartenance, appelée fonction de crédibilité. La notion de flou est introduite au travers des pseudo-critères. La relation de surclassement devient nette lorsque le décideur fixe un *niveau de coupe*, λ , sur cette fonction d'appartenance. Lorsque le degré de crédibilité dépasse ce niveau de coupe, cela signifie que le décideur valide la relation de surclassement de b par a notée aSb . Le surclassement sera validé si une majorité de critères est en accord avec

1. Ici, $n = |J|$ et correspond au nombre de critères d'évaluation.

aSb (concordance), et si aucun critère non concordant ne s'y oppose trop fortement (non-discordance).

L'indice de concordance globale $c(a, b)$ définit dans quelle mesure les performances de a et b sur tous les critères sont en concordance avec l'hypothèse " a surclasse b ". Il représente la proportion du poids de la coalition de critères qui sont en faveur de aSb et est défini par :

$$c(a, b) = \sum_{j \in J} w_j \cdot c_j(a, b), \quad (4.2)$$

où $c_j(a, b)$ représente l'indice de concordance partielle. Il définit dans quelle mesure a est au moins aussi bonne que b sur le critère g_j . Le paramètre w_j représente le poids relatif du critère g_j .

L'indice de concordance partielle $c_j(a, b)$ sur le critère g_j est défini à partir des seuils d'indifférence $q_j(g_j(b))$, de préférence $p_j(g_j(b))$ et de la différence de performance entre b et a , notée $\Delta_j(b, a) = g_j(b) - g_j(a)$.

Soient trois sous-ensembles (cf. Figure 4.2), $J_1^c(a, b)$, $J_2^c(a, b)$ et $J_3^c(a, b)$ séparant les critères de J en fonction de la comparaison des performances de a et b :

- $J_1^c(a, b) = \{j \in J : p_j(g_j(b)) \leq \Delta_j(b, a)\}$,
 $J_1^c(a, b)$ contient tous les critères où b est strictement préférée à a , soit bP_ja .
- $J_2^c(a, b) = \{j \in J : q_j(g_j(b)) < \Delta_j(b, a) < p_j(g_j(b))\}$,
 $J_2^c(a, b)$ contient tous les critères pour lesquels on ne peut pas établir si b est préférée ou indifférente à a , soit bQ_ja .
- $J_3^c(a, b) = \{j \in J : \Delta_j(b, a) \leq q_j(g_j(b))\}$,
 $J_3^c(a, b)$ contient tous les critères pour lesquels b est indifférente à a , soit bI_ja .

L'indice de concordance partielle s'écrit alors :

$$c_j(a, b) = \begin{cases} 0 & \text{si } j \in J_1^c(a, b) \\ \alpha_j(a, b) & \text{si } j \in J_2^c(a, b) \\ 1 & \text{si } j \in J_3^c(a, b) \end{cases} \quad (4.3)$$

où : $\alpha_j(a, b) = \frac{p_j(g_j(b)) - \Delta_j(b, a)}{p_j(g_j(b)) - q_j(g_j(b))}$, et $0 \leq q_j(g_j(b)) \leq p_j(g_j(b))$.

L'indice de concordance partielle $c_j(a, b)$ est nul si j n'est pas du tout en faveur de aSb , (i.e. bP_ja), il vaut 1 si j est totalement en faveur de aSb (i.e. bI_ja , ou aQ_jb , ou aP_jb), et varie entre 0 et 1, si j est partiellement en faveur de aSb (i.e. bQ_ja).

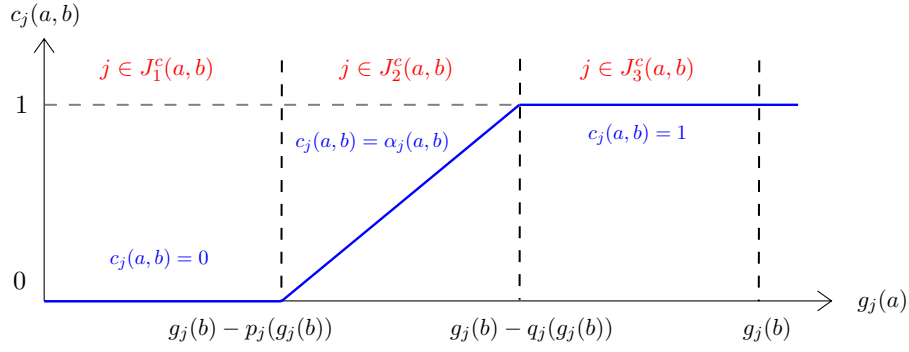


FIGURE 4.2 – Indice de concordance partielle.

L'indice de discordance globale $d(a, b)$ vise à affaiblir la relation de concordance définie précédemment, si des critères ne sont pas en faveur de aSb , il s'écrit :

$$d(a, b) = \begin{cases} \prod_{j \in J^d(a, b)} \frac{1-d_j(a, b)}{1-c(a, b)} & \text{si } J^d(a, b) \neq \emptyset, \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (4.4)$$

où $d_j(a, b)$ représente l'indice de discordance partielle et l'ensemble $J^d(a, b) = \{j \in J : d_j(a, b) > c(a, b)\}$ contient les critères où la discordance est forte (i.e. la discordance sur le critère $j \in J^d(a, b)$ est supérieure à la concordance globale). Plus les discordances partielles sont fortes, plus $d(a, b)$ devient faible.

L'indice de discordance partielle est défini en introduisant pour chaque critère g_j un seuil de veto $v_j(g_j(b))$. Il fixe la limite – i.e. la différence de performance entre a et b – à partir de laquelle le critère g_j interdit la relation de surclassement aSb . Il s'écrit comme suit :

$$d_j(a, b) = \begin{cases} 1 & \text{si } j \in J_1^d(a, b), \\ \beta_j(a, b) & \text{si } j \in J_2^d(a, b), \\ 0 & \text{si } j \in J_3^d(a, b). \end{cases} \quad (4.5)$$

où : $\beta_j(a, b) = \frac{p_j(g_j(b)) - \Delta_j(a, d)}{p_j(g_j(b)) - v_j(g_j(b))}$, et $p_j(g_j(b)) \leq v_j(g_j(b))$,
et,

- $J_1^d(a, b) = \{j \in J : v_j(g_j(b)) \leq \Delta_j(b, a)\}$, contient les critères s'opposant au surclassement de a à b , on note bV_ja .
- $J_2^d(a, b) = \{j \in J : p_j(g_j(b)) < \Delta_j(b, a) < v_j(g_j(b))\}$.
- $J_3^d(a, b) = \{j \in J : \Delta_j(b, a) \leq p_j(g_j(b))\}$.

L'indice de crédibilité $\rho_S(a, b)$ est défini à partir des indices de concordance globale et de discordance globale, tel que :

$$\rho_S(a, b) = c(a, b) \cdot d(a, b) \quad (4.6)$$

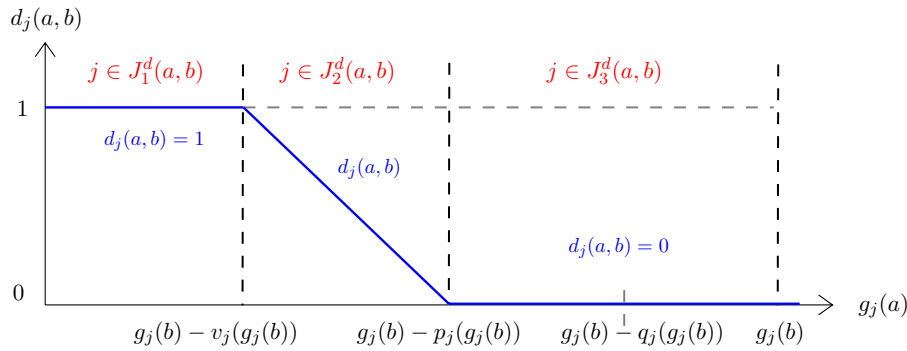


FIGURE 4.3 – Indice de discordance partielle.

Il quantifie le degré de crédibilité accordé à aSb , définissant ainsi une relation de surclassement floue.

La relation de surclassement nette de a à b est établie et validée lorsque la crédibilité accordée à aSb excède un seuil de crédibilité, ou niveau de coupe λ , fixé par le décideur. Soit :

$$aSb \Leftrightarrow \rho_S(a, b) \geq \lambda \quad (4.7)$$

aSb signifie que, sur l'ensemble des critères, " a est au moins aussi bonne que b ".

4.2.2.3 Electre Tri

La méthode de surclassement Electre Tri¹ [Roy et Bouyssou, 1991] correspond à une procédure d'affectation des alternatives à des catégories prédéfinies ; celles-ci sont délimitées par des alternatives de référence segmentant l'espace des critères. Elle repose sur deux étapes principales :

1. la construction de la relation de surclassement, et
2. l'affectation des alternatives aux catégories prédéfinies, exprimant différents niveaux de performance.

La méthode Electre Tri consiste à trier les alternatives de \mathcal{A} en les affectant à un ensemble de p catégories $C = \{C_1, \dots, C_p\}$, où C_1 désigne la moins bonne des catégories, C_p la meilleure. Ces catégories sont délimitées par des alternatives de référence, également appelées *profils*. Il est donc nécessaire de définir un ensemble de $p - 1$ profils $B = \{b_1, \dots, b_{p-1}\}$, où $\forall h \in \{1, \dots, p - 1\}$, le profil b_h est la limite supérieure de la catégorie C_h et celle inférieure de la catégorie C_{h+1} . Chaque profil b_h est défini par un vecteur d'évaluations réelles ou fictives $b := (g_1(b), \dots, g_n(b))$ et les seuils d'indifférence, de préférence et de veto associés. Ces éléments sont représentés de façon schématique en Figure 4.4.

1. Electre Tri désigne ici – ainsi que dans l'ensemble du manuscrit – la version initiale de la méthode qui peut également être nommée Electre Tri-B dans la littérature.

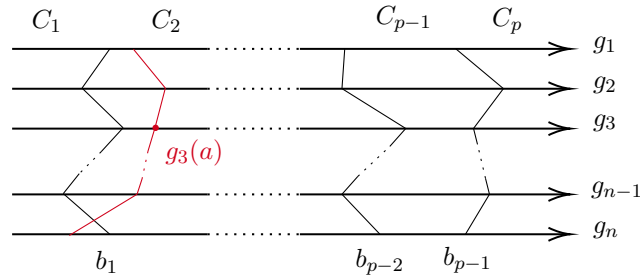


FIGURE 4.4 – Illustration de la problématique de tri : évaluation d’une alternative $a \in \mathcal{A}$ sur les critères de J et définition des catégories de C .

Afin d’affecter une alternative $a \in \mathcal{A}$ à une des catégories de C , l’alternative a est comparée aux profils de B délimitant les catégories en établissant les relations de surclassement floues $\rho_s(a, b_h)$ entre a et $b_h, \forall b_h \in B$. La construction de la relation de surclassement floue entre a et b_h est présentée dans la Section 4.2.2, soit :

$$\rho_s(a, b_h) = c(a, b_h) \cdot d(a, b_h)$$

A partir de la relation de surclassement floue, la relation de surclassement aSb_h est déterminée en introduisant un niveau de coupe λ comme dans l’Equation (4.7). Les relations de surclassement établies sont ensuite exploitées pour déterminer l’affectation de a . Deux procédures d’affectation peuvent être appliquées.

- **Une procédure pessimiste :**

l’alternative a est comparée successivement aux profils des catégories, en commençant par le profil définissant la meilleure catégorie (i.e. $b_p - 1$). La procédure est arrêtée lorsque le premier profil $b_h \in B$ tel que aSb_h est rencontré, alors a est affectée à C_{h+1} .

- **Une procédure optimiste :**

l’alternative a est comparée successivement aux profils des catégories, en commençant par celui définissant la pire catégorie (i.e. b_1). La procédure est arrêtée lorsque le premier profil b_h tel que b_hSa est rencontré, alors a est affectée à C_h .

Le processus général d’Electre Tri est synthétisé dans la Figure 4.5. Celui-ci fait intervenir un nombre significatif de paramètres dont les valeurs doivent être déterminées. Les techniques d’identification indirecte des paramètres pouvant être utilisées sont introduites dans la Section 4.2.3.2.

4.2.3 L’élicitation des préférences

Dans un problème de décision multicritère, le modèle de préférence doit exprimer le souhait du décideur quant à l’apport de chaque critère à l’évaluation finale d’une alternative. Comme présenté précédemment, que les méthodes relèvent de l’agrégation ou du surclassement, différents paramètres doivent être identifiés pour définir le modèle de préférence. Leur nombre, leur type et leur complexité varient selon la méthode

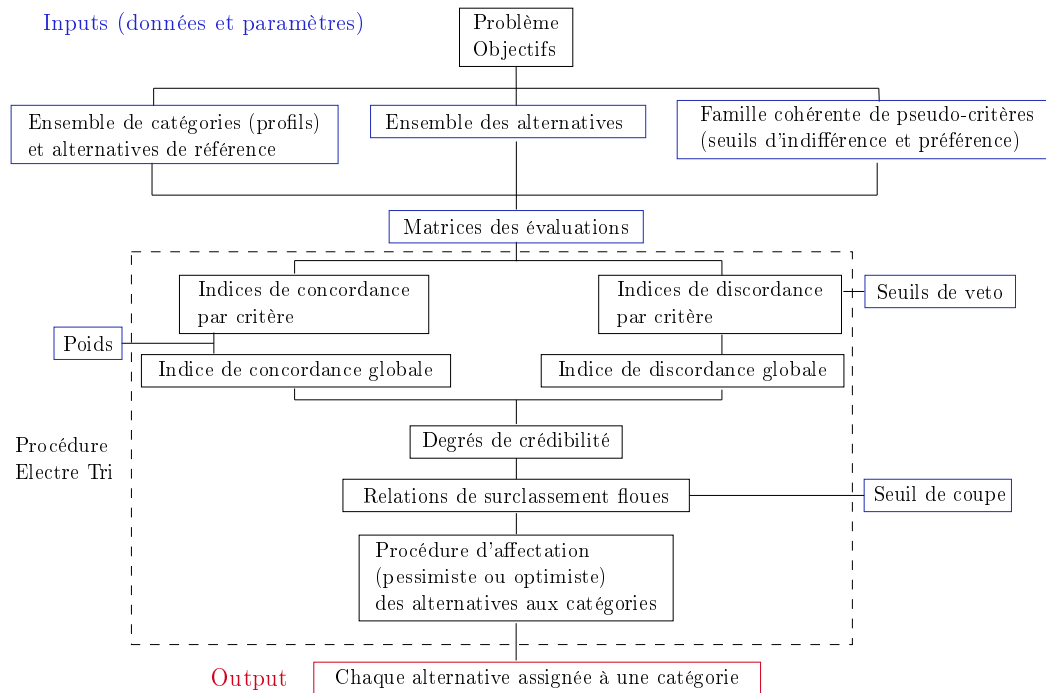


FIGURE 4.5 – Procédure d'Electre Tri, d'après [Maystre et al., 1994].

considérée : poids, seuils, profils, utilités, etc. L'élicitation des préférences, qui concerne l'identification des valeurs – ou ensemble de valeurs – des paramètres du modèle à partir d'informations préférentielles fournies par le décideur, est une étape délicate. L'identification des paramètres peut être directe ou indirecte.

Dans le premier cas, le décideur exprime ses préférences en fixant directement les valeurs des paramètres. Cependant, bien que le décideur dispose d'une excellente connaissance de son domaine, il n'est en général pas spécialiste des méthodes MCDA. De fait, il n'est pas supposé avoir une bonne compréhension des concepts mathématiques mobilisés dans le modèle d'aide à la décision et de leur sémantique, pourtant indispensable à leur bonne définition. Ils ne correspondent pas aux indicateurs et au langage dans lequel le décideur a l'habitude d'exprimer son opinion, il exprime généralement ses préférences de manière plus intuitive (expertise implicite). Prenons à titre d'illustration le cas simple de la moyenne pondérée, les paramètres à identifier sont les poids des critères. Si, par exemple, un humanitaire doit faire un choix entre deux sites pour installer un point de distribution ; celui-ci sait intuitivement s'il préfère le site A au site B, mais ne sait pas explicitement quel poids il associe à chaque critère pour établir et retrouver cette préférence. Cette démarche d'identification directe des paramètres peut demander un effort cognitif important au décideur et une grande quantité d'informations du fait de la multitude de paramètres à fournir dans certaines méthodes.

Pour faire face à ces difficultés des techniques d'élicitation indirecte ont été développées. L'idée est d'exploiter la connaissance du décideur (expertise, intuition) pour identifier indirectement les paramètres du modèle. Le décideur doit exprimer des préférences globales, simples et intuitives entre des alternatives ; e.g. on propose au

décideur deux sites A et B équivalents sur tous les critères sauf sur le critère d'accessibilité : le site B est accessible par véhicule, pas le site A. Dans ce contexte, le décideur exprimera facilement sa préférence pour le site B. Ces jugements contiennent l'information implicite sur ses préférences, qu'il s'agit alors d'extraire. Les méthodes d'élicitation indirecte sont donc équivalentes à des procédures de désagrégation des préférences permettant l'identification des paramètres.

La désagrégation qui vise à inférer le modèle de préférence, de manière itérative, à partir des préférences globales procède donc à l'inverse de l'agrégation où les paramètres du modèle sont connus et utilisés pour déterminer des préférences globales initialement ignorées [Jacquet-Lagrece et Siskos, 2001].

Les préférences globales sont explicitées par le décideur sur un ensemble d'apprentissage – i.e. ensemble d'alternatives de référence. Il peut être constitué à partir de différentes sources [Jacquet-Lagrece et Siskos, 2001] :

- Des exemples de décisions passées fournis par le décideur.
- Un sous-ensemble d'alternatives représentatives parmi l'ensemble des alternatives \mathcal{A} considérées dans le problème et que le décideur peut évaluer à partir de sa connaissance sur le problème (e.g. un sous-ensemble sur lequel un classement peut être facilement explicité par le décideur). Cette solution, ne semble pertinente que dans le cas où \mathcal{A} contient un très grand nombre d'alternatives.
- Un ensemble d'alternatives fictives. Les alternatives fictives, définies par des performances sur les critères, doivent être construites de sorte à faciliter le jugement de l'expert, et lui permettre d'exprimer une préférence globale claire (e.g. définir une alternative meilleure sur tous les critères sauf un, ou des alternatives équivalentes sur tous les critères sauf un).

Selon la méthode considérée, les préférences exprimées sur l'ensemble d'apprentissage prennent différentes formes : un ordre sur l'ensemble d'apprentissage (ou ordre partiel), des comparaisons par paires, des affectations parmi des catégories. Cette information préférentielle est généralement représentée par des contraintes. Les paramètres inférés dépendent, eux, de la méthode MCDA considérée.

Le principe de la désagrégation des paramètres est donc similaire aux problématiques traitées en apprentissage automatique (ou Machine Learning, ML) mais avec un aspect statistique. Les deux approches visent à apprendre un modèle (de décision, de prédiction) à partir de données (exemples). Le principe de minimisation du risque en ML est identique à la résolution du problème d'optimisation dans les méthodes de désagrégation [Doumpos et Zopounidis, 2011]. Une étude approfondie des liens entre ces deux approches est proposée dans [Doumpos et Zopounidis, 2011]. Nous retenons comme principaux éléments de différenciation des méthodes de désagrégation :

- l'interprétabilité du modèle : elle est essentielle dans les méthodes MCDA pour faciliter la participation du décideur. Les méthodes de ML se concentrent à l'inverse sur la capacité de prédiction et la fiabilité du modèle.
- le caractère interactif des procédures de désagrégation : il permet de gérer, *via* des interactions avec le décideur, les inconsistances et de valider les paramètres du modèle. Ces problématiques sont gérées différemment en ML (e.g. outliers, validation sur différents jeux de données, etc.).
- la dimension des données : l'élicitation des préférences repose en règle générale sur un petit nombre d'exemples. En effet, il sera plus difficile pour le décideur d'exprimer ses préférences globales sur un grand nombre d'exemples. Les méthodes de ML basées sur les statistiques requièrent à l'inverse de grands ensembles d'apprentissage.

Un grand nombre de travaux sur la désagrégation ont été menés pour les méthodes d'agrégation pour l'identification indirecte des paramètres. Dans le cadre du surclassement, où le processus de désagrégation est plus complexe, les techniques proposées sont relativement récentes comparativement aux solutions existantes et éprouvées pour les méthodes d'agrégation. Nous présentons dans les sections suivantes la procédure de désagrégation dans le cas de l'agrégation en s'appuyant sur la méthode MACBETH qui intègre ce type d'approche, puis dans le cas du surclassement où nous nous appuyons sur Electre Tri.

4.2.3.1 Elicitation des préférences dans le cas des méthodes d'agrégation

La méthode MACBETH présentée ici intègre une procédure de questionnement structurée supportant l'identification indirecte des paramètres du modèle additif [Bana E Costa et al., 2016].

Dans la procédure de questionnement, le décideur exprime d'abord ses préférences entre des paires d'alternatives. Ensuite, s'il a une préférence pour l'une des deux alternatives, il exprime un jugement sur l'intensité de la différence d'attractivité entre les deux alternatives. Six niveaux d'intensité de préférence sont proposés dans MACBETH : « très faible » (P^1), « faible » (P^2), « modéré » (P^3), « fort » (P^4), « très fort » (P^5), « extrême » (P^6); (e.g. $aP^t b$ $t \in \{1, \dots, 6\}$ traduit la degré de préférence t de a à b). Un programme linéaire est généré à partir des expressions de préférences obtenues par la procédure de questionnement, sa résolution donne les valeurs des paramètres recherchés, à savoir, les poids w_j , $\forall j \in J$ et les fonctions de valeur marginales v_j , $\forall j \in J$. Le modèle additif sur lequel s'appuie la méthode MACBETH permet d'isoler les fonctions de valeurs marginales et de les déterminer séparément. Dans la suite, nous présentons l'identification de v_j .

L'ensemble des informations préférentielles fournies par l'expert sont traduites en contraintes; e.g. $\forall a, b \in \mathcal{A}^*$:

- $aI_j b$ (a indifférente à b sur le critère j signifie que $v_j(a) = v_j(b)$)

- $aP_j^t b$ cette préférence signifie qu'il existe des variables $\sigma_t \geq 0$ telles que $\sigma_t < v_j(a) - v_j(b) < \sigma_{t+1}$, où les σ_t quantifient les différences d'attractivité exprimées par le décideur.

Le système de contraintes établi à partir des informations préférentielles sur un ensemble \mathcal{A}^* constitue un programme linéaire à résoudre [Bana E Costa et al., 2016] :

$$\begin{aligned}
& \min v_j(a) \text{ tel que :} \\
& v_j(a) = v_j(b) && \forall (a, b) \in \mathcal{A}^* : aIb \\
& \sigma_t + d_{min} \leq v_j(a) - v_j(b) && \forall (a, b) \in \mathcal{A}^* : aP^t b \\
& v_j(a) - v_j(b) \leq \sigma_{t+1} - d_{min} && \forall (a, b) \in \mathcal{A}^* : aP^t b \\
& d_{min} \leq \sigma_1 \\
& \sigma_{t-1} + d_{min} \leq \sigma_{t-1} && t \in \{2, 6\} \\
& \sigma_t \geq 0 && t \in \{1, 6\} \\
& v_j(a) \geq 0 && j \in J, a \in \mathcal{A}
\end{aligned}$$

où d_{min} est une variable d'écart permettant la transformation des égalités strictes en inégalités non strictes. La résolution de ce programme linéaire donne les paramètres recherchés, $v_j(a)$. La procédure est la même pour l'identification des poids $w_j, \forall j \in J$.

4.2.3.2 Elicitation des préférences dans le cas des méthodes de surclassement

Bien que les fondements mathématiques des méthodes de surclassement soient relativement simples [Vincke, 1992], l'identification indirecte des paramètres est une problématique complexe du fait de la non-linéarité introduite par les seuils dans le modèle (cf. Équations (4.3) et (4.4)). Des hypothèses simplificatrices (approximations, non-discordance, inférence partielle) sont donc souvent considérées dans les procédures d'inférence proposées. Par ailleurs, la plupart de ces méthodes ont été développées pour Electre Tri, dont le principe reste proche des méthodes d'apprentissage automatique et plus simple que pour les méthodes Electre I ou III (i.e. recherche du noyau dans un graphe de surclassement, construction d'un préordre partiel). Nous présentons une revue des méthodes d'élicitation développées pour Electre Tri.

Rappelons que dans le cas d'Electre Tri, les seuils d'indifférence, de préférence, de véto sont définis uniquement pour les profils des catégories (i.e. $g_j(b_h)$) et non pour l'ensemble des alternatives en concurrence comme c'est le cas dans Electre III. Le nombre de catégories étant prédéfini et souvent restreint, le choix d'Electre Tri permet une restriction du nombre de paramètres à déterminer.

La principe de la procédure de désagrégation est similaire à celui des méthodes d'agrégation. Un ensemble d'apprentissage – des exemples – est soumis au décideur. Sur la base de son expertise, le décideur affecte chaque alternative de l'ensemble d'apprentissage à une catégorie. Les exemples d'affectation correspondent aux jugements à désagréger. Ils servent à construire un ensemble de contraintes mathématiques définissant un problème non-linéaire, dont la résolution permet de déterminer les valeurs

des paramètres qui restaurent de façon la plus satisfaisante, par le modèle Electre Tri, les exemples d'affectation fournis par le décideur.

Mousseau et Slowinski [1998] ont proposé le premier algorithme général permettant d'inférer simultanément tous les paramètres du modèle d'Electre Tri, à l'exception des seuils de véto, et suivant la procédure pessimiste – voir [Zheng et al., 2014; Doumpos et al., 2009] pour les travaux sur la procédure optimiste. La difficulté de la non-linéarité est induite par les indices de discordance et de concordance partielles, fonctions linéaires par morceaux. Elle est contournée soit en utilisant une approximation de l'indice de concordance et en faisant l'hypothèse de la non-discordance (aucun veto ne peut être posé) [Mousseau et Slowinski, 1998]; soit en décomposant la procédure d'inférence en sous-problèmes linéaires pour identifier uniquement les valeurs d'un sous-ensemble de paramètres [Figueira et al., 2013; Mousseau et al., 2001; The et Mousseau, 2002; Cailloux et al., 2012]. L'inférence des seuils de véto a été traitée dans [Dias et Mousseau, 2006] et [Mousseau et Dias, 2004].

Dans la suite, nous détaillons la procédure proposée dans [Mousseau et Slowinski, 1998] qui semble la plus aboutie pour Electre Tri.

L'ensemble d'apprentissage \mathcal{A}^* représente les alternatives pour lesquelles le décideur a exprimé ses préférences. Pour constituer \mathcal{A}^* les auteurs de [Mousseau et Slowinski, 1998] font les recommandations suivantes :

- l'ensemble d'apprentissage doit être suffisamment grand, il est recommandé de considérer au minimum $m \geq n + (p - 1)$ exemples d'affectation, avec n le nombre de critères et p le nombre de catégories (i.e. $p - 1$ le nombre de profils qui les délimitent) ;
- les exemples considérés doivent permettre une représentation équilibrée des différentes catégories ;
- les exemples au sein d'une même catégorie doivent avoir des profils (i.e. $g_j(a_k)$) aussi différents que possible afin de couvrir un large espace et se rapprocher des préférences du décideur.

Les variables du problème correspondent aux paramètres que l'on souhaite inférer :

les profils	$g_j(b_h), \forall j \in J, \forall b_h \in B$	soient	$n \times (p - 1)$ variables
les poids relatifs	$w_j, \forall j \in J$		n
les seuils d'indifférence	$q_j(g_j(b_h)) \forall j \in J, \forall b_h \in B$		$n \times (p - 1)$
les seuils de préférence	$p_j(g_j(b_h)) \forall j \in J, \forall b_h \in B$		$n \times (p - 1)$
le niveau de coupe	λ		1

Les seuils de véto ne sont pas inférés afin de faciliter la résolution du problème d'optimisation.

On suppose que $a_k \in \mathcal{A}^*$ est affectée à la catégorie C_{h_k} par le décideur, cela signifie que a_k doit surclasser le profil inférieur b_{h_k-1} de C_{h_k} et ne doit pas surclasser son profil supérieur b_{h_k} . Ainsi, les relations : $\rho(a_k, b_{h_k-1}) \geq \lambda$ et $\rho(a_k, b_{h_k}) \leq \lambda$ doivent

être vérifiées. Pour s'affranchir des contraintes d'inégalités, deux variables d'écart x_k et y_k sont introduites pour transformer les inégalités en contraintes d'égalité, telles que $\rho(a_k, b_{h_k-1}) - x_k = \lambda$ et $\rho(a_k, b_{h_k}) + y_k = \lambda$.

La fonction objectif construite sur ces variables est définie comme suit :

$$\alpha + \epsilon \sum_{a_k \in \mathcal{A}^*} (x_k + y_k) \rightarrow \max,$$

tel que : $\alpha \leq x_k$ et $\alpha \leq y_k$, $\forall a_k \in \mathcal{A}^*$ et ϵ une petite quantité positive

Les contraintes sont fixées à partir de la définition des paramètres et des exemples d'affectation d'alternatives $a_k \in \mathcal{A}^*$, elles sont détaillées ci-dessous.

Contraintes liées à la vérification du surclassement pour que a_k soit affectée à C_{h_k} , $\forall k \in \{1, \dots, m\}$

définition des variables x_k	$\rho(a_k, b_{h_k-1}) - x_k = \lambda$,	m contraintes
définition des variables y_k	$\rho(a_k, b_{h_k}) + y_k = \lambda$,	m
définition de α	$\alpha \leq x_k$ et $\alpha \leq y_k$,	$2 \times m$

Contraintes liées à la définition des paramètres d'Electre Tri, $\forall j \in J$, $\forall b_h \in B$

intervalle de valeur pour λ	$\lambda \in [0.5, 1]$	2 contraintes
définition des seuils (cohérence)	$p_j(b_j) \geq q_j(b_h)$ et $q_j(b_h) \geq 0$	$2(n \times (p - 1))$
définition des catégories	$g_j(b_{h+1}) \geq g_j(b_h) + p_j(b_h) + p_j(b_{h+1})$	$n(p - 1)$
définition des poids	$w_j \geq 0$, et $w_j \leq \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n w_j$	$2n$

En fonction des préférences exprimées par le décideur d'autres contraintes peuvent être ajoutées, notamment sur les poids. Par exemple, la contrainte $w_j \leq \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n w_j$ considérée ici, signifie que le décideur estime qu'aucun critère ne peut être prépondérant (i.e. pas de critère dictateur).

4.2.4 Identification des contributions marginales pour l'explication des décisions

Les méthodes multicritères fondées sur l'agrégation ou le surclassement sont utilisées pour résoudre des problèmes de sélection, de rangement ou de tri d'un ensemble d'alternatives et supporter les processus de décision. Récemment, sur la base de ces méthodes multicritères, plusieurs travaux se sont intéressés à l'explication des décisions – i.e. au résultat de l'analyse multicritère [Akharraz et al., 2002 ; Denguir-Rekik et al., 2006 ; Imoussaten et al., 2014].

L'idée est de proposer une explication de la logique de décision en identifiant les critères qui ont eu un rôle prépondérant dans le résultat obtenu par l'analyse multicritère (classement, sélection...). Il s'agit donc de déterminer l'influence d'un ou plusieurs scores partiels sur la décision finale, celle-ci est quantifiée par la contribution des critères à l'évaluation globale d'une alternative [Montmain et al., 2005].

Akharraz [2004] souligne que cette explication peut également être envisagée d'un point de vue qualitatif, le pourquoi d'une décision est exprimé de façon symbolique en

indiquant un ordre de grandeur d'importance relative d'un score partiel donné. Nous nous concentrons ici sur l'aspect quantitatif.

Ces travaux – identification des contributions des évaluations partielles à l'évaluation globale et ce pour chaque alternative considérée – se distinguent de l'approche proposée dans [Labreuche, 2005] cherchant à identifier la contribution moyenne de chaque critère.

Akharraz [2004] s'est intéressé à la notion de contribution marginale d'un critère au score global d'une alternative pour justifier la préférence d'une alternative par rapport à une autre dans un système informatisé d'aide à la décision (SIAD). L'objectif sous-jacent est de faire accepter les résultats du SIAD à l'utilisateur. Il propose l'identification de la contribution marginale des critères dans le cas d'une agrégation par l'intégrale de Choquet. Il définit également différents indices d'explication – absolue, relative, moyenne – basés sur cette notion de contribution marginale.

Dans la continuité de ces travaux Denguir [2007] définit la contribution de chaque évaluation partielle à l'évaluation globale pour une intégrale de Choquet mais en considérant de l'imprécision sur les évaluations partielles ; elle est représentée par des distributions de possibilités monomodales. L'approche proposée est appliquée à un système de recommandation de films afin d'expliquer la recommandation faite à l'utilisateur (i.e. identifier les atouts de l'évaluation de ce film).

Dans un contexte multi-acteurs, dans [Imoussaten et al., 2014], les auteurs s'intéressent spécifiquement à la contribution des critères à la dispersion des avis observée sur les évaluations globales afin de piloter le débat. Autrement dit, il s'agit d'identifier les critères contribuant le plus fortement à l'imprécision moyenne de l'évaluation d'une alternative. Les points relatifs à ces critères – les plus déterminants dans la décision finale – doivent être débattus prioritairement pour le contrôle du débat. Imoussaten et al. [2014] étendent pour cela la problématique d'identification de la contribution des critères à l'agrégation par l'intégrale de Choquet dans le cas où les évaluations sont représentées par des distributions de possibilités multimodales (représentation de l'imprécision et des divergences de points de vue).

Nous présentons succinctement le principe d'identification de la contribution marginale des critères dans le cas de la somme pondérée sur lequel se basent les travaux précédents [Akharraz, 2004]. Soit une alternative $a^k \in \mathcal{A}$ décrite par ses scores précis a_j^k sur chaque critère $j \in J = \{1, \dots, n\}$ et w_j le poids associé à chaque critère où $w = \{w_1, \dots, w_n\}$. En considérant l'opérateur de la moyenne pondérée, le score global de a^k est :

$$MP_w(a^k) = \sum_{j=1}^n a_j^k \cdot w_j$$

Afin d'expliquer le score global de a^k , il faut déterminer la contribution des scores partiels a_j^k . Pour cela le score global doit alors être interprété comme une somme de

termes relatifs à chaque critère. Dans le cas simple de la moyenne pondérée, $\Upsilon_j^k = a_j^k \cdot w_j$ représente donc la contribution marginale du critère j à l'évaluation globale de a^k .

A partir de cette contribution marginale, Akharraz [2004] distingue différents niveaux d'explication et définit les grandeurs à analyser :

- *Explication en absolu* : vise à identifier en quoi une alternative a^k est bonne, i.e. quels sont les éléments ayant contribué le plus significativement au choix de a^k . La grandeur à analyser est : $\Upsilon_{Abs.j}^k = w_j \cdot a_j^k$.
- *Explication en relatif* : vise à déterminer pourquoi l'alternative a^k est préférée à a^l , i.e. quels sont les éléments pour lesquels a^k fait la différence sur a^l . La grandeur à analyser est : $\Upsilon_{Rel.j}^{k,l} = \Upsilon_{Abs.j}^k - \Upsilon_{Abs.j}^l$.
- *Explication en moyenne* : définit en quoi une alternative se distingue de l'ensemble des autres alternatives, i.e. si \mathcal{A} contient m alternatives, quels sont les éléments pour lesquels a^k fait la différence par rapport à la moyenne des $m-1$ autres alternatives. La grandeur à analyser est : $\Upsilon_{moy.j}^k = (m-1)\Upsilon_{Abs.j}^k - \sum_{l \neq k} \Upsilon_{Abs.j}^l$.

D'une manière générale, dans le cas des méthodes fondées sur l'agrégation, l'objectif est donc d'exprimer, quand l'opérateur d'agrégation le permet, le score global d'une alternative $F(a^k)$ sous la forme d'une somme de termes chacun fonction d'un seul critère, $F(a_1^k, \dots, a_n^k) = \sum_{j=1}^n \Upsilon_j^k$. Plus cette contribution Υ_j^k est importante, plus le critère j joue un rôle prépondérant dans cette expression et donc dans le résultat.

L'explication de la décision repose donc sur l'analyse du modèle d'agrégation, elle peut être assimilée à une analyse de sensibilité qui permet d'identifier localement les critères les plus influents [Imoussaten, 2011].

4.3 Choix d'une méthode d'aide à la décision multicritère pour l'évaluation des expériences

Les méthodes MCDA présentées précédemment associent différemment la performance sur les critères et la préférence du décideur sur ces critères afin de déterminer la performance globale d'une alternative. Par conséquent, l'approche à mettre en œuvre pour l'identification de la contribution des critères et du sous-ensemble de critères d'intérêt sera propre à la méthode MCDA choisie. Celle-ci doit être la mieux adaptée au contexte étudié. Afin de faciliter ce choix, [Guitouni et Martel, 1998] ont proposé un certain nombre de lignes directrices concernant : les parties intéressées, les limitations cognitives du décideur, la problématique et le type de recommandation visé, le type d'information disponible et le niveau de compensation entre les évaluations acceptable aux yeux du décideur.

Dans le cadre de l'étude et de la mise en œuvre d'une démarche de RetEx, nous identifions en particulier trois spécificités qui méritent d'être prises en considération. La première concerne la nature et les sources de données sur les différentes alternatives

– i.e. expériences – à évaluer. Dans des cas d'application concrets tels que ceux visés – e.g. domaine humanitaire –, les informations sur les alternatives passées, à partir desquelles sera mesurée leur performance sur les critères, proviennent généralement de sources multiples, majoritairement des dires d'experts (« capteurs humains »). Dans ce contexte, la prise en compte de l'imprécision dans le processus d'évaluation revêt un intérêt central. Le degré d'investissement des décideurs/experts dans le processus d'évaluation constitue un second élément à considérer pour identifier une méthode MCDA appropriée. Dans le cadre d'une démarche de RetEx, souvent chronophage, nous souhaitons limiter la quantité d'information qui leur sera demandée et minimiser l'effort cognitif associé au processus d'évaluation ; rappelons que celui-ci ne constitue qu'une des étapes de la démarche de RetEx. Enfin, dans notre cadre d'étude, il convient pour le décideur de considérer qu'une bonne performance sur un critère ne peut compenser la mauvaise performance sur un autre critère. Prenons le cas du secteur humanitaire et de missions passées évaluées, par exemple, en termes de "taux de vaccination atteint" (à maximiser) et d'"impact environnemental" (à minimiser), il ne faut pas qu'un très faible taux de vaccination puisse être compensé par une faible empreinte environnementale.

Comme introduit précédemment, le caractère compensatoire ou non est une caractéristique fortement discriminante au sein des méthodes d'analyse multicritère, qui par conséquent nous oriente préférentiellement vers les méthodes de surclassement, partiellement compensatoires. De plus, celles-ci manipulent des critères quantitatifs et qualitatifs, et tolèrent une forte hétérogénéité des critères, ce qui n'est pas le cas des méthodes d'agrégation où il est nécessaire de se ramener à une échelle commune (le calcul des utilités, pouvant être complexe, est alors requis).

Parmi les méthodes de surclassement, nous nous intéressons en particulier aux méthodes Electre. Celles-ci en introduisant le concept des pseudo-critères, caractérisés par des seuils de discrimination, permettent de tolérer une éventuelle imprécision sur les évaluations des alternatives et d'en tenir compte lorsqu'elles sont comparées sur un critère donné. Nous nous tournons finalement vers la méthode Electre Tri [Figueira et al., 2016] pour laquelle il existe des techniques d'obtention indirecte des paramètres qui permettront de minimiser l'investissement et l'effort cognitif des décideurs [Mousseau et Slowinski, 1998]. Ces techniques, dans le cas d'Electre Tri, sont proches des techniques d'apprentissage automatique et plus simples par exemple que pour Electre I ou Electre III. Rappelons également que dans Electre Tri les seuils sont définis pour chaque profil et non pour chaque alternative comme c'est le cas dans les autres méthodes Electre. Le nombre de paramètres à identifier est ainsi limité.

De plus, contrairement aux problématiques de sélection ou de rangement, la problématique de tri présente l'avantage d'évaluer une alternative par rapport à des catégories définies *a priori* et reflétant les attentes du décideur. Dans le cas de la sélection ou du rangement l'évaluation d'une alternative est faite relativement aux autres alternatives considérées dans le problème ; une alternative peut alors être la meilleure

d'un ensemble bien que mauvaise dans l'absolu. Le tri est donc plus pertinent pour répondre à notre problème, et permet en outre de gérer la finesse de l'évaluation en ajustant le nombre de catégories. Dans Electre Tri, l'introduction de profils délimitant ces catégories permet de positionner la situation (alternative) en cours par rapport à des cas d'échec ou de réussite.

D'autre part, Electre Tri, comme toute méthode de surclassement, se base sur la comparaison par paires des alternatives – alternatives à classer et alternatives de référence –, un processus souvent plus intuitif pour les décideurs. Il est en effet plus naturel pour le décideur de comparer les forces et faiblesses de deux alternatives plutôt que de leur assigner un score (valeur arbitraire) et de les comparer par la suite. De plus, contrairement à Electre III où la présence d'un grand nombre d'alternatives m concurrentes peut rendre la complexité algorithmique importante $O(nm^2)$, le problème ne se pose pratiquement pas pour Electre Tri, à moins d'avoir un nombre de catégories important.

Concernant la réalisation de notre objectif d'identification de la contribution des critères à la performance globale, à notre connaissance, ce problème n'a pas été traité dans le cas des méthodes de surclassement. Ce manque a nécessité, dans ce travail, la proposition d'une approche permettant d'identifier les critères d'intérêt dans le cadre spécifique d'Electre Tri.

4.4 Approche proposée pour l'identification de la contribution des critères avec Electre Tri

4.4.1 Approche générale

L'approche générale proposée a pour objectif, dans une démarche de retour d'expérience, d'aider les décideurs à restreindre l'espace de recherche des facteurs de succès ou d'échec d'expériences passées. Dans cet objectif, en nous plaçant dans le cadre des méthodes MCDA, nous proposons d'identifier, pour des situations similaires et répétées, le sous-ensemble de critères qui contribue fortement à leur succès ou échec. Comme cela a été introduit précédemment, nous avons plus particulièrement choisi d'utiliser la méthode Electre Tri, qui présente un certain nombre d'avantages dans le contexte étudié (voir Section 4.3). L'approche générale d'identification des critères d'intérêt peut être utilisée dans tous les contextes où l'on cherche à expliquer les raisons d'échec ou de succès d'une alternative. Elle est composée des étapes suivantes (voir la Figure 4.6 pour un résumé de l'approche) :

La structuration du problème consiste à définir tous les ingrédients qui vont servir à identifier les critères d'intérêt. Tout d'abord, il faut identifier un décideur ou un groupe de décideurs qui représente l'entité responsable pour prendre la décision. Ensuite, un ensemble d'expériences enregistrées par l'organisme concerné par le RetEx

(ou un autre problème de décision nécessitant l'identification des critères d'intérêt) est nécessaire. Ces expériences, composant un ensemble noté \mathcal{D} , ne sont pas forcément simples à évaluer ou à comparer, couplées au modèle de préférence du décideur, elles représentent le savoir-faire de l'organisme. La réussite, ou l'échec, d'une expérience est évaluée vis-à-vis de l'atteinte d'un objectif. Cet objectif est souvent difficile à évaluer directement, il est décomposé en plusieurs sous-objectifs qui sont à la base de la définition de la famille de critères cohérente J requise pour la méthode Electre Tri.

L'évaluation des expériences consiste à déterminer $g_j(a)$, pour tous $a \in \mathcal{D}$ et $j \in J$. Cette étape consiste à associer un score à chacune des expériences sur chaque critère qui reflète sa performance. Plusieurs sources d'informations peuvent être utilisées pour cet objectif. Des rapports internes, des experts, des mesures établies par des capteurs physiques, etc.

L'identification des paramètres d'Electre Tri – poids, seuils de préférence et d'indifférence, profils – consiste à demander au décideur ses jugements sur un ensemble d'expériences. Cette fois les expériences doivent être faciles à comparer pour lui. Soit parce que les expériences sont connues, soit parce que la différence entre celles-ci est facile à déceler. Une ensemble de catégories représentant des niveaux de réussite différents est prédéfini afin d'y classer les expériences. Nous appliquons ensuite la procédure d'identification des paramètres présentée dans la Section 4.2.3.2 pour déterminer les paramètres du modèle d'Electre Tri. Nous désignons l'ensemble des valeurs des paramètres qui permettent de restaurer les jugements du décideur par \mathcal{P} . Notons que l'ensemble \mathcal{P} peut être vide, ce qui indique qu'aucunes valeurs de paramètres ne satisfont les exemples proposés par le décideur. Cela signifie alors que les informations préférentielles fournies sont inconsistantes si on veut considérer le modèle Electre Tri. Dans ce cas, une révision des jugements du décideur est préférable. Dans l'autre cas, c'est à dire $\mathcal{P} \neq \emptyset$, pour des raisons de robustesse, il est nécessaire de vérifier toutes les affectations possibles des expériences de \mathcal{D} compatibles avec l'ensemble des paramètres de \mathcal{P} . Dans la suite nous considérons, pour des raisons de simplification, un seul exemple de valeurs de paramètres.

Finalement, le processus d'identification indirecte des paramètres se compose en général des étapes suivantes :

- affectation par le décideur d'un ensemble d'expériences à des catégories prédéfinies (i.e. l'élicitation) ;
- la recherche des valeurs de paramètres compatibles avec ces affectations *via* une technique de désagrégation ;
- s'il n'existe pas de valeurs compatibles, le décideur révisé ses affectations et on réitère la procédure, autrement le choix de la méthode d'agrégation doit être revu ;
- s'il existe des valeurs de paramètres compatibles avec les préférences du décideur, elles sont utilisées dans la procédure d'agrégation, et les résultats sont soumis

au décideur. Si ceux-ci ne lui conviennent pas, il peut modifier ses préférences initiales en vue d'obtenir un résultat plus satisfaisant.

L'identification des critères d'intérêt pour le modèle Electre Tri du décideur correspondant aux valeurs $P_m \in \mathcal{P}$. Nous consacrons la section suivante à la présentation de cette étape. Nous détaillons dans un premier temps la procédure d'identification de l'ensemble des critères d'intérêt pour une expérience $a \in \mathcal{D}$. Dans un second temps, nous généraliserons cette approche à l'ensemble des expériences \mathcal{D} afin d'identifier le sous-ensemble de critères d'intérêt commun permettant de guider l'analyse du RetEx sur cette base d'expériences.

4.4.2 Identification de la contribution des critères

Dans cette section nous présentons la procédure d'identification de l'ensemble des critères d'intérêt pour une expérience $a \in \mathcal{D}$.

En considérant un modèle Electre Tri correspondant aux valeurs de paramètres $P_m \in \mathcal{P}$, le problème est donc équivalent à :

1. déterminer la performance globale de l'expérience a , soit, par la procédure Electre Tri, déterminer son affectation parmi des catégories prédéfinies exprimant différents degrés de succès ou d'échec.
2. déterminer l'ensemble des critères d'évaluation contribuant le plus fortement à cette affectation. Cet ensemble constitue le sous-ensemble de critères d'intérêt.

L'identification de la contribution des critères d'intérêt proposée dans le cadre du modèle d'Electre Tri fait les hypothèses suivantes :

- les valeurs des paramètres de la méthode Electre Tri sont identifiées de manière indirecte (voir Section 4.2.3.2) en se basant sur des expériences déjà mémorisées ou fictives. Par conséquent, plusieurs modèles Electre Tri sont possibles.
- l'absence d'interaction entre les critères, présumée dans Electre Tri. Il y aura donc une relation linéaire entre la contribution globale des critères et leurs contributions individuelles.

Le principe d'affectation d'Electre Tri a été présenté dans la Section 4.2.2.3. En nous basant sur les éléments techniques qui y ont été introduits, il s'agit maintenant de déterminer le sous-ensemble de critères ayant la plus forte contribution au succès ou à l'échec d'une expérience au regard de ses performances et des paramètres obtenus, représentant les préférences du décideur. La contribution d'un critère reflète donc deux éléments : la performance d'une expérience sur celui-ci et la préférence que le décideur porte sur ce critère, celle-ci qui peut par exemple être exprimée par les coefficients de poids.

L'expérience a est évaluée sur l'ensemble des critères de $J : (g_1(a), \dots, g_n(a))$. En utilisant les paramètres inférés *via* la procédure d'élicitation indirecte, a est affectée

à l'une des catégories de $C = \{C_1, \dots, C_p\}$. L'objectif de cette section est de proposer une démarche permettant d'identifier le sous-ensemble de critères contribuant significativement à l'affectation de a par l'une des deux procédures d'affectation. L'affectation de l'expérience a à l'une des catégories avec la procédure d'Electre Tri se base sur la relation de surclassement floue entre a et les profils délimitant cette catégorie. Ainsi, le problème est équivalent à identifier le sous-ensemble de critères contribuant fortement à l'indice de crédibilité ρ_S lorsque a est comparée aux profils des catégories. Cette affectation peut être obtenue soit avec la procédure pessimiste, où a est affectée à la catégorie avec le meilleur profil inférieur qu'elle surclasse, soit avec celle optimiste, où a est affectée à la catégorie avec le plus mauvais profil supérieur qui la surclasse. Deux cas sont à distinguer suivant la "qualité" – degré de succès – de la catégorie C_r à laquelle a est affectée. Si celle-ci représente un bon niveau de performance aux yeux du décideur, alors nous cherchons à identifier les facteurs conduisant à ce succès – aux bonnes performances de a . A l'inverse, si la catégorie C_r caractérise des expériences ayant de mauvaises performances, nous chercherons à identifier les faiblesses conduisant à l'échec de a – aux mauvaises performances de a .

Dans le premier cas, la procédure pessimiste est intéressante puisqu'il s'agira de déterminer les forces de a par rapport au meilleur profil qu'elle surclasse. Dans le second cas, la procédure optimiste est adéquate puisqu'elle permettra de déterminer les faiblesses de a par rapport au plus mauvais profil qui la surclasse.

Notons que la recherche des critères contribuant fortement à la faiblesse de a avec la procédure optimiste est équivalente à la recherche des critères contribuant fortement à la force du profil $b \in B$ par rapport à a (avec b premier profil tel que bSa). Par conséquent, nous traitons ici uniquement le cas de la procédure pessimiste.

Supposons que a est affectée à la catégorie C_r , $r \in \{1, \dots, p\}$ par la procédure pessimiste. Suivant le principe d'Electre Tri, les relations suivantes sont vérifiées :

$$aSb_r \text{ et } \text{non}(aSb_h) \forall h \in \{r + 1, \dots, p\}$$

L'expérience a ne surclasse aucun profil "supérieur" à b_r puisque les catégories sont ordonnées. D'après la définition de la relation de surclassement floue, cela signifie que :

$$\rho_S(a, b_r) = c(a, b_r) \cdot d(a, b_r) \geq \lambda \tag{4.8}$$

On note $\lambda(a, b_r) = \frac{\lambda}{d(a, b_r)}$, la relation de surclassement aSb_r étant vérifiée, cela signifie qu'aucun critère ne pose son veto contre cette affirmation, l'indice de discordance globale vérifie donc $d(a, b_r) > 0$.

La contribution d'un critère à la performance globale de a lorsqu'elle est comparée à b_r est exprimée par son apport à l'indice de concordance globale $c(a, b_r)$ – représentant le poids de la coalition de critères en faveur de aSb_r . Plus précisément, la contribution d'un critère est représentée par la proportion de son poids considérée dans l'indice de concordance globale. Cette contribution dépend de l'appartenance du

critère à l'un des trois sous-ensembles $J_1^c(a, b_r)$, $J_2^c(a, b_r)$ et $J_3^c(a, b_r)$, définis dans la Section 4.2.2.3 et tels que :

$$c_j(a, b_r) = \begin{cases} 0 & \text{if } j \in J_1^c(a, b_r), \\ \alpha_j(a, b_r) & \text{if } j \in J_2^c(a, b_r), \\ 1 & \text{if } j \in J_3^c(a, b_r). \end{cases} \quad (4.9)$$

Les critères appartenant au sous-ensemble $J_3^c(a, b_r)$ votent sans aucune réserve en faveur du surclassement de a à b_r . Pour les critères dans $J_2^c(a, b_r)$ seule une proportion $w_j \cdot \alpha_j(a, b_r)$ participe au vote en faveur du surclassement de a à b_r . Ainsi, la contribution d'un critère $j \in J$ peut être définie comme :

$$c_{\{j\}}(a, b_r) = w_j \cdot c_j(a, b_r) \quad (4.10)$$

L'indépendance des critères étant supposée dans Electre Tri, la contribution d'un sous-ensemble $I \subseteq J$ est par conséquent égale à la somme des contributions individuelles des critères de I . Ainsi, la contribution de I à l'indice de concordance globale $c(a, b_r)$, notée $c_I(a, b_r)$, est définie comme suit :

$$c_I(a, b_r) = \sum_{j \in I} c_{\{j\}}(a, b_r) \quad (4.11)$$

qui peut également s'écrire : $c_I(a, b_r) = \sum_{j \in J_3^c(a, b_r) \cap I} w_j + \sum_{j \in J_2^c(a, b_r) \cap I} w_j \cdot \alpha_j(a, b_r)$.

Par convention $c_J(a, b_r) = c(a, b_r)$.

Ainsi, en combinant les Équations (4.8) et (4.11) définissant respectivement l'affectation de a à la catégorie C_r et la contribution d'un sous-ensemble I , on peut établir que, pour chaque $I \subseteq J$, il existe un seuil $\beta \in]0, 1]$ qui définit dans quelle mesure la coalition de critères de I , à elle seule peut garantir le surclassement de a à b_r ; tel que :

$$c_I(a, b_r) \geq \beta \lambda(a, b_r) \quad (4.12)$$

Plus le coefficient β est grand, plus la contribution de la coalition I à aSb_r , et donc à l'affectation de a à C_r , est importante. Pour un coefficient β donné, plusieurs sous-ensembles $I \subseteq J$ peuvent vérifier la condition de l'Équation (4.12). On définit alors le sous-ensemble $J_\beta(a, b_r)$, contenant tous les sous-ensembles I dont la coalition de critères contribue au moins pour $\beta \times 100\%$ à établir que a surclasse b_r .

$$J_\beta(a, b_r) = \{I \subseteq J : c_I(a, b_r) \geq \beta \lambda(a, b_r)\} \quad (4.13)$$

Pour un problème défini, plus la contribution β à établir aSb_r est grande, plus elle nécessite de prendre en compte les contributions d'un grand nombre de critères. Autrement dit, plus le coefficient β est grand, moins il y a de sous-ensembles I vérifiant ces conditions, et donc plus le cardinal de l'ensemble $J_\beta(a, b_r)$ devient petit.

Prenons l'exemple présenté dans le Tableau 4.1, cinq critères, $J = \{g_1, g_2, g_3, g_4, g_5\}$, sont considérés et leur contributions individuelles indiquées dans la partie (A) du Tableau 4.1. Le niveau de coupe est fixé à $\lambda(a, b_r) = 0.75$. La seconde partie (B) du Tableau 4.1 présente la contribution des sous-ensembles pour deux valeurs du seuil β . Neuf sous-ensembles $I \subseteq J$, constitués de 3 à 5 critères, garantissent au moins à hauteur de 80% le surclassement aSb_r , i.e. pour $\beta = 0.8$, $\beta\lambda(a, b_r) = 0.6$ et $c_I(a, b_r) > 0.6$. Dans le cas de $\beta = 0.95$, seuls six sous-ensembles I vérifient la condition $c_I(a, b_r) \geq 0.71$.

TABLEAU 4.1 – Exemple : contribution des sous-ensembles.

	(A)					(B)			
	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	β	$I \in J_\beta$	$c_I(a, b_r)$	
						0.8			
w	0.25	0.25	0.15	0.2	0.15	$\beta \lambda(a, b_r) = 0.6$	$\{1, 2, 3\}$	0.65	
$g_j(a)$	37	59	50	12	9		$\{1, 2, 4\}$	0.63	
$g_j(b_r)$	35	53	20	25	12		$\{1, 2, 5\}$	0.6	
$c_j(a, b_r)$	1	1	1	0.67	0.67		$\beta \lambda(a, b_r) = 0.71$	$\{1, 2, 3, 4\}$	0.78
$c_{\{j\}}(a, b_r)$	0.25	0.25	0.15	0.133	0.1			$\{1, 2, 3, 5\}$	0.75
$c(a, b_r)$	0.883							$\{1, 2, 4, 5\}$	0.73
$d(a, b_r)$	1							$\{1, 3, 4, 5\}$	0.63
λ	0.75							$\{2, 3, 4, 5\}$	0.63
$\lambda(a, b_r)$	0.75							J	0.88

Connaissant la contribution d'un sous-ensemble de critères, l'objectif est maintenant de minimiser ce sous-ensemble afin de réduire le nombre de critères à analyser dans le processus de RetEx et permettre la restriction de l'espace de recherche. Il est donc nécessaire de se concentrer sur l'identification des plus petits sous-ensembles de critères $I \subseteq J$ ayant une contribution maximale à l'affectation de a et tels que la contribution individuelle des critères sélectionnés soit significative. Les sous-ensembles $I \subseteq J$ recherchés doivent donc contenir les critères ayant un grand pouvoir de vote, i.e. les contributions individuelles $c_{\{j\}}(a, b_r)$ les plus fortes. En reprenant l'exemple présenté dans le Tableau 4.1, pour $\beta = 0.95$, $J_\beta(a, b_r)$ comporte plusieurs sous-ensembles I dont le 5^{eme} critère est un élément. Or, la contribution individuelle de ce critère est la plus faible, $c_{\{5\}} = 0.1$, et ne semble pas pertinente à retenir.

Afin de se concentrer sur les critères qui maximisent la contribution de I , on définit un seuil, noté $\gamma \in]0, 1[$, tel que la contribution individuelle de chaque critère de I soit supérieure à ce seuil. Soit $J_\gamma(a, b_r)$, l'ensemble des critères de J dont la contribution est supérieure à γ lorsque a est comparée à b_r :

$$J_\gamma(a, b_r) = \{j \in J : c_{\{j\}}(a, b_r) \geq \gamma\} \tag{4.14}$$

Finalement, le plus petit sous-ensemble $I \subseteq J$ ayant une contribution maximale et vérifiant les conditions précédentes est exprimé formellement comme suit :

$$I_{P_m, \beta \gamma}^*(a) = \arg \min_{I \subseteq J} \{|I| : I \in J_\beta(a, b_r) \text{ et } I \subseteq J_\gamma(a, b_r)\} \quad (4.15)$$

où :

- $\beta \in]0, 1]$ tel que $\{I \subseteq J : c_I(a, b_r) > \beta \lambda(a, b_r)\} \neq \emptyset$, et
- $\gamma \in]0, 1[$.
- P_m est un vecteur de valeurs de paramètres compatible avec l'ensemble des affectations du décideur.

Notons que le seuil γ peut être fixé par le décideur ou bien choisi proportionnellement au nombre de critères $|J|$. Ce seuil favorise la sélection de critères ayant une contribution individuelle significative et va empêcher la construction d'un sous-ensemble $I \subseteq J$ vérifiant $c_I(a, b_r) > \beta \lambda(a, b_r)$ mais dont certains critères pourraient contribuer dans une proportion insignifiante.

Le sous-ensemble de critères d'intérêt recherché $I_{P_m, \beta \gamma}^*(a)$ pour une expérience a et défini dans l'Équation (4.15), représente le plus petit sous-ensemble qui contribue au moins à hauteur de $\beta \times 100\%$ à la relation de surclassement aSb_r .

Notons qu'il est possible que plusieurs sous-ensembles $I_{P_m, \beta \gamma}^*(a)$ soient identifiés – i.e. des sous-ensembles dont la contribution et le nombre d'éléments sont égaux. Dans ce cas, une manière de faire une sélection finale d'un unique $I_{P_m, \beta \gamma}^*$ consiste soit à privilégier seulement les poids en considérant le sous-ensemble ayant le poids maximal, soit en regardant les performances de l'expérience a sur les critères des différents sous-ensembles $I_{P_m, \beta \gamma}^*(a)$.

4.4.3 Généralisation du sous-ensemble de critères d'intérêt pour un ensemble d'expériences similaires

L'approche présentée dans la section précédente permet d'identifier le sous-ensemble de critères d'intérêt $I_{P_m, \beta \gamma}^*(a)$ pour chaque expérience $a \in \mathcal{D}$, expliquant majoritairement son succès ou échec. Dans le travail présenté dans cette thèse, nous souhaitons cependant analyser un ensemble d'expériences pour en extraire des enseignements relatifs à des paramètres d'Electre Tri identifiés indirectement pour un décideur. Par conséquent, il est intéressant d'identifier les critères d'intérêt de façon plus large en rassemblant des expériences de même contexte et dont les niveaux de performances globales sont proches. Par la suite, les caractéristiques partagées par ces expériences pouvant impacter les critères d'intérêt et donc leur performance globale seront identifiées.

Pour des expériences similaires affectées à une même catégorie, par exemple celle caractérisant les meilleures alternatives (i.e. C_p), on peut s'attendre à ce qu'elles aient de bonnes performances sur un même critère ou éventuellement un sous-ensemble

de critères. Autrement dit, quelques soient les expériences $a, b \in \mathcal{D}$ affectées à une même catégorie $C_r \in C$, elles devraient avoir des critères d'intérêt communs, soit : $I_{P_m, \beta\gamma}^*(a) \cap I_{P_m, \beta\gamma}^*(b) \neq \emptyset$.

Ainsi on pourrait définir, pour chaque catégorie, le sous-ensemble de critères d'intérêt commun aux expériences qui y sont affectées. Pour simplifier le problème, nous considérons seulement le cas où les catégories des meilleures et des moins bonnes expériences nous intéressent. Ainsi, nous distinguons deux ensembles d'expériences :

- \mathcal{D}^+ , contenant les expériences positives, affectées à la meilleure catégorie : $\mathcal{D}^+ = \{a \in \mathcal{D} : a \rightarrow C_p\}$
- \mathcal{D}^- , contenant les expériences négatives, affectées à la moins bonne des catégories : $\mathcal{D}^- = \{a \in \mathcal{D} : a \rightarrow C_1\}$

Nous notons par $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^+)$ le sous-ensemble de critères d'intérêt commun pour les expériences positives et $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^-)$ le sous-ensemble de critères d'intérêt commun pour les expériences négatives.

- Le sous-ensemble de critères d'intérêt pour chaque expérience positive est : $I_{P_m, \beta\gamma}^*(a), \forall a \in \mathcal{D}^+$;
- Le sous-ensemble de critères d'intérêt pour chaque expérience négative est : $I_{P_m, \beta\gamma}^*(a), \forall a \in \mathcal{D}^-$;

où β et γ sont fixes pour l'ensemble des expériences.

L'identification de $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^+)$ (resp. $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^-)$) peut être envisagée de différentes manières :

- $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^+)$ construit par une analyse statistique permettant d'identifier les critères qui reviennent le plus souvent dans $I_{P_m, \beta\gamma}^*(a), \forall a \in \mathcal{D}^+$
- $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^+) = \bigcap_{a \in \mathcal{D}^+} I_{P_m, \beta\gamma}^*(a)$
- $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^+) = \bigcup_{a \in \mathcal{D}^+} I_{P_m, \beta\gamma}^*(a)$

Ces trois propositions peuvent correspondre à certains contextes et non à d'autres. En effet, une approche statistique suppose qu'il y ait un grand nombre d'expériences dans \mathcal{D}^+ (resp. \mathcal{D}^-). D'un autre côté, considérer l'opérateur intersection pour fusionner les critères d'intérêt de l'ensemble \mathcal{D}^+ (resp. \mathcal{D}^-) est plus restrictif. Cela signifie, par exemple, qu'un critère d'intérêt commun à tous les ensembles de critères d'intérêt des éléments de \mathcal{D}^+ sauf un, ne serait pas retenu ; ce qui semble très restrictif. Dans la démarche de RetEx envisagée, le risque serait donc de manquer certaines règles potentiellement pertinentes. Enfin, choisir l'union des sous-ensembles $I_{P_m, \beta\gamma}^*(a), \forall a \in \mathcal{D}^+$ amènerait à retenir un plus grand nombre de critères et conduirait à identifier, par la suite, des règles portant sur des critères non nécessairement pertinents ou prioritaires.

Par ailleurs, les paramètres P_m , β et γ ont forcément une influence sur le calcul de $I_{P_m, \beta\gamma}^*(a), \forall a \in \mathcal{D}^+$, leur variation est susceptible de rajouter ou d'enlever un ou plusieurs critères de $I_{P_m, \beta\gamma}^*(a), \forall a \in \mathcal{D}^+$. Par conséquent, une étude de sensibilité par rapport à ces paramètres est nécessaire.

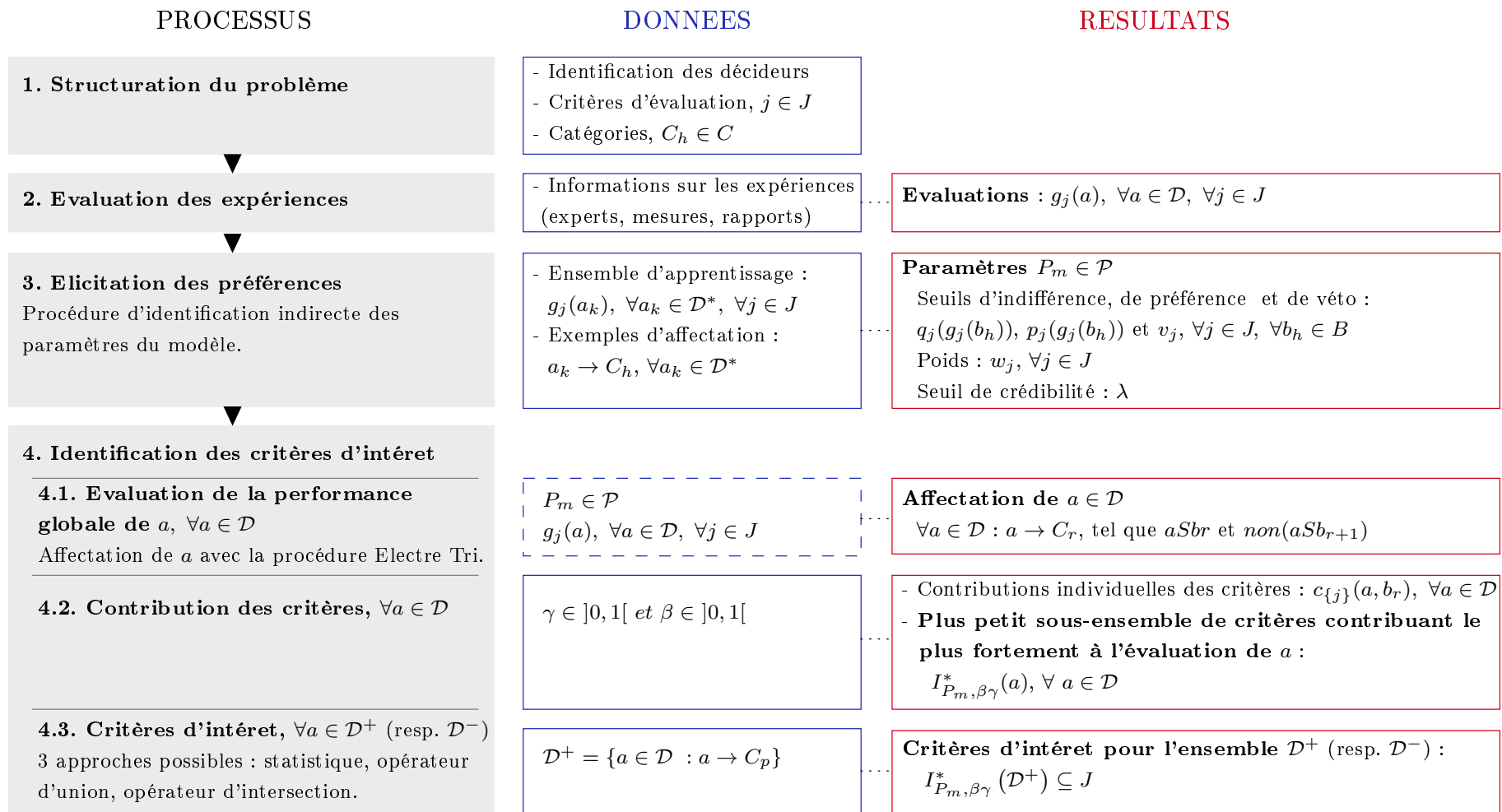


FIGURE 4.6 – Schéma du processus mis en œuvre pour identifier les critères d'intérêt avec Electre Tri.

Dans la démarche de RetEx envisagée, l'objectif est d'exploiter ce sous-ensemble de critères $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^+)$ (resp. $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^-)$) pour guider le processus d'extraction de règles. Ces règles doivent mettre en évidence l'influence de caractéristiques communes aux expériences $a \in \mathcal{D}^+$ pouvant expliquer une bonne performance sur les critères de $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^+)$. La recherche sera donc limitée aux règles telles que le conséquent porte sur un critère j dans l'ensemble $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^+)$.

La procédure générale mise en œuvre pour l'identification des critères d'intérêt est synthétisée dans la Figure 4.6. Nous proposons dans la section suivante une illustration de cette approche pour une expérience donnée.

4.5 Illustration de l'approche

Cette section illustre l'utilisation de l'approche proposée au travers d'une application concrète : l'étude de la réponse logistique en situations d'urgence humanitaire. Les expériences passées auxquelles nous nous intéressons correspondent à des missions de distribution – de nourriture, de biens de première nécessité, etc. – menées par une ONG et impliquant des réponses logistiques similaires.

A des fins d'illustration, nous considérons ici une seule mission notée a , correspondant à une mission de distribution de nourriture. L'objectif est donc dans un premier temps d'apprécier, *a posteriori*, le succès/échec global de cette mission. Cela implique de déterminer, avec Electre Tri, son affectation à l'une des catégories représentant différents niveaux de performance globale. Dans un second temps, il s'agira de déterminer la coalition des critères contribuant le plus fortement à établir cette performance. Il sera pertinent de rechercher par la suite les facteurs pouvant influencer la valeur prise par ces critères (cf. Chapitre 5).

Pour cette illustration, huit critères d'évaluation permettant de juger de l'atteinte des objectifs de la mission sont définis et listés dans le Tableau 4.2. Le critère g_1 mesure le respect des délais, le critère g_3 évalue la part des coûts logistiques sur le coût total de la mission, le critère g_2 évalue le nombre de bénéficiaires effectifs par rapport à celui ciblé, et le critère g_4 mesure le nombre de ressources humaines mobilisées. Pour ces critères, la performance d'une mission est évaluée sur une échelle ordinaire comportant quatre niveaux $\{Aucune, Faible, Moyenne, Elevée\}$. Les critères g_7 et g_8 évaluant les aspects environnementaux et sécuritaires sont mesurés qualitativement au travers d'une échelle ordinaire : $\{Mauvais, Moyen, Bon, Très bon\}$. Ces deux échelles sont encodées sur l'échelle $\{1, 2, 3, 4\}$. Pour chaque critère la variation de la performance est définie, pour les critères g_1, g_3, g_4 celle-ci est à minimiser ; elle sera à maximiser sur le reste des critères.

Une fois la structuration du problème établie, la mission a à analyser doit être évaluée. A partir des informations associées à celle-ci, le décideur détermine sa performance sur les critères définis précédemment $g_j(a), \forall j \in \{1, \dots, 8\}$, elles sont données dans le Tableau 4.3 ci-dessous :

TABLEAU 4.2 – Critères d'évaluations.

	Critère	Echelle	Préférence
g_1	Respect des délais	Continue	↘
g_2	Taux de couverture %	Continue	↗
g_3	Coûts logistiques	Continue	↘
g_4	Ressources humaines	Continue	↘
g_5	Valeur ajoutée pour l'ONG	Ordinale - 4 niveaux	↗
g_6	Valeur ajoutée pour le pays bénéficiaire	Ordinale - 4 niveaux	↗
g_7	Impact environnemental	Ordinale - 4 niveaux	↗
g_8	Niveau de sécurité	Ordinale - 4 niveaux	↗

TABLEAU 4.3 – Performances de la mission a , $g_j(a)$, $\forall g_j \in J$.

	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8
$g_j(a)$	22	88	52	30	2	4	2	3

Trois catégories de missions sont définies, elles caractérisent leur degré de réussite : C_1 représente les missions ayant échoué, pour lesquelles les objectifs ne sont pas atteints, C_2 celles pour lesquelles les objectifs sont atteints, leur réussite est acceptable ; et C_3 celles pour lesquelles les objectifs ont pu être dépassés, et sont de grands succès.

4.5.1 Identification des paramètres

Dans une phase préliminaire, les paramètres du modèle d'Electre Tri, traduisant les préférences des décideurs, doivent être fixés. Pour cela, la procédure d'inférence globale proposée dans [Mousseau et Slowinski, 1998] est utilisée afin d'identifier indirectement ces paramètres (voir Section 4.2.3.2). Pour cette illustration les seuils de veto ne sont pas inférés et sont considérés comme fournis directement par les décideurs (voir Tableau 4.5), facilitant ainsi la résolution du problème d'optimisation. Les variables considérées sont les suivantes : $g_j(b_h)$, w_j , $q_j(g_j(b_h))$, $p_j(g_j(b_h))$, $\forall j \in \{1, \dots, 8\}$, $\forall h \in \{1, 2\}$, λ . Nous constituons pour cette illustration un ensemble d'apprentissage D^* comportant dix missions fictives – tel que $l \geq n + (p - 1)$ avec $l = 10$ le nombre de missions fictives, $n = 8$ le nombre de critères, $p = 3$ le nombre de catégories. Elles sont définies par leurs vecteurs de performance, $g_j(a_k)$, $\forall k \in \{1, \dots, 10\}$ et $\forall j \in \{1, \dots, 8\}$ donnés dans le Tableau 4.4. Chaque mission a_k est affectée à l'une des trois catégories prédéfinies. Dans cette configuration, le problème d'optimisation tel que défini dans la Section 4.2.3.2 comporte alors 58 variables et 90 contraintes. Les valeurs des paramètres obtenues *via* la résolution de ce problème sont présentées dans le Tableau 4.5.

4.5.2 Contribution des critères

En considérant la performance de la mission a et les paramètres du modèle identifiés (Tableau 4.5), suivant la procédure d'Electre Tri, les indices de crédibilité du surclassement de a aux profils des catégories sont obtenus : $\rho(a, b_1) = 0.995$ et

TABLEAU 4.4 – Ensemble d'apprentissage D^* .

	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8	Catégorie
a_1	5	90	38	30	3	4	3	3	C_3
a_2	10	97	30	37	3	3	3	4	C_3
a_3	12	90	40	50	4	2	4	4	C_3
a_4	23	85	40	60	2	2	3	2	C_2
a_5	10	74	48	55	3	3	2	3	C_2
a_6	20	60	50	65	3	2	3	2	C_2
a_7	16	80	55	80	2	2	2	3	C_2
a_8	23	55	70	120	1	2	2	1	C_1
a_9	60	55	60	125	2	1	1	2	C_1
a_{10}	27	40	50	100	2	3	2	1	C_1

h !

TABLEAU 4.5 – P_m : Valeurs des paramètres inférées, et seuils de veto définis par les décideurs.

	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8
$g_j(b_1)$	26	62	53	80	2	1	2	2
$g_j(b_2)$	6.5	97	40	48	4	3	3	4
$q_j(g_j(b_1))$	3	3.5	2	7	0	0	0	0
$q_j(g_j(b_2))$	4.6	8	4	3	0	0	0	0
$p_j(g_j(b_1))$	10	5	6	14	1	0	1	1
$p_j(g_j(b_2))$	9.5	9	7	5	1	0	1	1
w_j	2.4	37.5	14	18.3	3.3	0.5	3.7	2.3
v_j	80	40	70	200	3	3	2	3
λ	0.93							

$\rho(a, b_2) = 0.2$. Suivant la procédure pessimiste, la mission a est affectée à la catégorie C_2 puisque $non(aSb_2)$, et aSb_1 avec b_1 le profil inférieur de C_2 . Le même classement est obtenu avec la procédure optimiste (aSb_1 et $non(aSb_2)$).

La mission a analysée présentant de bonnes performances, nous cherchons à déterminer ses forces par rapport au meilleur profil qu'elle surclasse (i.e. b_1). Dans ce cas, comme présenté précédemment, la procédure pessimiste est la plus appropriée.

L'objectif est donc de déterminer le plus petit sous-ensemble de critères $I \subseteq J = \{g_1, \dots, g_8\}$ dont la contribution à établir la relation de surclassement aSb_1 est maximale. La sélection d'un critère dans I reposera d'une part sur l'importance relative qui lui a été accordée à partir des informations préférentielles fournies par le décideur, et d'autre part sur la performance de a pour ce critère. La notion de contribution individuelle $c_{\{j\}}(a, b_1)$ d'un critère $j \in J$ a été définie dans le cadre de notre approche – voir Équation (4.10). Le Tableau 4.6 présente la contribution individuelle $c_{\{j\}}(a, b_1)$ de chaque critère g_j à la performance globale de a lorsqu'elle est comparée à b_1 .

La condition définie dans l'Équation (4.15) requiert que les critères pouvant participer à la construction de $I \subseteq J$ aient une contribution individuelle minimale et définie

TABLEAU 4.6 – Contributions individuelles des critères.

	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8
$c_{\{j\}}(a, b_1)$	0.03	0.46	0.17	0.22	0.038	0.006	0.04	0.03

par un seuil γ . Dans cet exemple, le seuil γ est choisi proportionnel au nombre de critères et de sorte que la contribution totale soit partagée uniformément sur l'ensemble des critères de J , soit $\gamma = \frac{c(a, b_1)}{n} = 0.12$, $n = |J|$. Les critères g_1, g_5, g_6, g_7, g_8 ne pourront donc pas être sélectionnés afin de satisfaire $c_{\{j\}} \geq \gamma$. En effet, leurs contributions individuelles à l'affectation de a et donc à sa performance globale sont négligeables et ne méritent pas d'être retenues. Ces faibles contributions sont imputables au peu de poids accordé à ces critères.¹ Leurs faibles pouvoirs de vote ne parviennent pas à être compensés même dans le cas où la performance de a est bien meilleure que celle de b_1 ; e.g. $g_6(a)$ et $g_6(b_1)$. Par conséquent, $J_\gamma = \{g_2, g_3, g_4\}$ définit l'ensemble des potentiels critères d'intérêt.

Par ailleurs, dans le modèle Electre Tri défini, le seuil de crédibilité inféré permettant d'établir le surclassement est $\lambda = 0.93$ (et $\lambda(a, b_1) = 0.93$). Nous cherchons donc les sous-ensembles $I \subseteq J_\gamma$ tels que $c_I(a, b_1) \geq \beta \cdot 0.93$ et tels que β soit maximal.

TABLEAU 4.7 – Contribution des sous-ensembles $I \subseteq J_\gamma$.

$I \subseteq J_\gamma$	$c_I(a, b_1)$	β^*
$\{2, 3\}$	0.63	0.677
$\{2, 4\}$	0.68	0.731
$\{3, 4\}$	0.39	0.419
$\{2, 3, 4\}$	0.85	0.914

Dans cette configuration particulière, le sous-ensemble $I \subseteq J$ vérifiant l'Équation (4.15) est $I_{\beta, \gamma} = \{g_2, g_3, g_4\}$ et pour lequel le coefficient β vaut 0.914. La contribution de ce sous-ensemble $I_{\beta, \gamma}^*(a)$ vaut $c_{I_{\beta, \gamma}}(a, b_1) = 0.85$. Les trois critères qui le composent participent donc à eux seuls au moins à hauteur de 91.4% ($\beta \times 100\%$) à l'affectation de la mission a lorsqu'elle est comparée au profil de référence b_1 , i.e. contribution à établir aSb_1 . Diminuer la cardinalité de $I_{\beta, \gamma}^*(a)$ pour restreindre davantage le nombre de critères à analyser ne serait pas judicieux dans cet exemple. La meilleure alternative serait de considérer $I_{\beta, \gamma}^*(a) = \{g_2, g_4\}$ ne contribuant plus qu'à hauteur de $\beta \times 100\% = 73.1\%$ à la performance globale de a et elle imposerait d'ignorer le critère g_3 malgré sa contribution individuelle significative ($c_{\{3\}} = 0.22$).

Dans l'exemple qui a été proposé, le sous-ensemble de critères identifié $I_{\beta, \gamma}^*(a)$ correspond au sous-ensemble de tous les critères auxquels des poids élevés ont été attribués au regard des autres critères (soient $w_2 = 37.5, w_3 = 14, w_4 = 18.3$). Ainsi,

1. La somme des poids associés aux critères g_1, g_5, g_6, g_7, g_8 , est inférieure aux poids respectifs de g_2, g_3, g_4 : $\sum_{j \in \{1, 5, 6, 7, 8\}} w_j \leq w_3 \leq w_4 \leq w_2$. Pour respecter les préférences du décideur, nous avons choisis ici de ne pas imposer de contrainte particulière pour l'identification des poids des critères (e.g. contrainte sur les critères dictateurs, voir Section 4.2.3.2).

dans ce contexte la mission a surclasse b_1 sur tous les critères de $I_{P_m, \beta\gamma}^*(a)$. En revanche, sur les critères importants, lorsque la performance de a est comparée à celle du profil b_2 qu'elle ne surclasse pas, on observe que $I_{P_m, \beta\gamma}^*(a) \subset J_2^c(a, b_2)$. Autrement dit, pour ces critères, la différence de performance entre a et b_2 est faible et ne permet pas de trancher entre l'indifférente et la préférence stricte, alors le profil b_2 est faiblement préféré à a : $b_2 Q_j a, \forall j \in I_{P_m, \beta\gamma}^*(a)$. Les indices de concordance partielle sur ces critères sont tels que $c_2(a, b_2) = 0.06$, $c_3(a, b_2) = 6.10^{-6}$ et $c_4(a, b_2) = 0.99$ et expliquent par conséquent la mauvaise performance de a par rapport à b_2 .

Les valeurs des paramètres du modèle qui ont été inférées dans le cadre de cette illustration ont été obtenues à partir d'un jeu de valeurs initiales et correspondent à un optimum local. En effet, lors de la résolution du problème non-linéaire d'autres solutions existent. La solution retenue ici est telle qu'elle apparaît satisfaisante aux yeux des décideurs. L'impact des valeurs de ces paramètres sur le sous-ensemble $I_{P_m, \beta\gamma}^*(a)$ identifié mérite d'être étudié.

Dans le cadre de l'illustration qui a été proposée ici, notre approche a permis l'identification de trois critères d'intérêt parmi les huit initialement considérés pour l'évaluation de la performance globale d'une mission. Ces critères sont "l'atteinte de la population ciblée", "les ressources humaines mobilisées", "la part des coûts logistiques". Dans une démarche RetEx, il apparaît donc judicieux de se concentrer sur l'analyse des facteurs pouvant impacter la valeur prise par ces trois critères.

4.6 Synthèse

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à une démarche permettant de guider et d'orienter le Retour d'expérience vers des éléments prioritaires. L'objectif sous-jacent est de restreindre l'espace de recherche et ainsi de faciliter l'identification de règles pertinentes dans la phase d'analyse qui suit. Cette étape est donc centrale dans notre approche. En nous appuyant sur l'évaluation des expériences passées dans un contexte multicritère, nous avons proposé d'identifier les critères contribuant le plus fortement à l'échec ou à la réussite d'expériences passées similaires. Ces critères représentent les critères d'intérêt pour le RetEx. Autrement dit, les critères pour lesquels il est justifié de chercher de façon prioritaire les facteurs pouvant impacter leur valeur.

Pour répondre à cet objectif, une procédure permettant de déterminer la contribution de critères à la performance d'une expérience et d'identifier le plus petit-sous-ensemble de critères ayant la contribution maximale a été proposée. Cette approche a été définie dans le cadre spécifique de la méthode de surclassement Electre Tri. Bien que présentée dans un contexte de RetEx, la méthode est générique et peut être appliquée à tout problème d'affectation d'alternatives utilisant Electre Tri. Elle peut être appliquée dans une démarche visant à expliquer et faire accepter la décision –

ou résultat – obtenue par l'analyse multicritère (e.g. systèmes de recommandation), cadre dans lequel la notion de contribution a été initialement introduite.

La formulation de ce problème et l'approche qui en découle reposent sur un travail préliminaire visant à étudier les méthodes MCDA et permettant d'étayer nos choix méthodologiques. Le choix d'Electre Tri est fait au regard des contraintes du contexte dans lequel nous nous plaçons – e.g. la nature des données disponibles, etc.

Une illustration a permis de mettre en application cette approche pour l'analyse d'une expérience passée et d'en montrer les capacités sur un cas simplifié. Une illustration plus complète, intégrant cette étape dans le processus de RetEx, fera l'objet d'un chapitre à part.

Plusieurs perspectives d'amélioration et d'extension de ce travail méritent d'être soulignées. Nous avons choisi d'utiliser ici Electre Tri qui, dans sa version originale, requiert l'indépendance – au sens des préférences – des critères. Cependant, la prise en compte des interactions pouvant exister entre critères amènerait la définition d'un modèle plus réaliste. Des travaux de recherche tels que ceux de Figueira et al. [2009] se sont intéressés à la modélisation des dépendances entre critères dans le cadre des méthodes ELECTRE. Les situations d'auto-renforcement, auto-affaiblissement, ou d'antagonisme entre critères sont modélisées par des coefficients intervenant négativement ou positivement dans l'indice de concordance globale. Cette proposition constitue une première piste sur laquelle se baser, toutefois, les auteurs soulignent que cette extension n'est appropriée que lorsque le nombre d'interactions est faible. Par ailleurs, la prise en compte de ces dépendances impacterait directement la procédure d'identification de la contribution des critères qui a été proposée. L'hypothèse d'une relation linéaire entre les contributions individuelles des critères et la contribution globale ne serait plus vérifiée, complexifiant ainsi la procédure. Les éventuels désaccords entre décideurs constituent une seconde contrainte qui mériterait d'être étudiée. Les travaux de Cailloux et al. [2012] traitant l'inférence des paramètres pour un groupe de décideurs s'inscrivent dans cette direction. Notons également que les propositions concernant l'élargissement à l'ensemble des missions pourraient être approfondies. Par ailleurs, dans un contexte de RetEx, toute démarche visant à minimiser la charge cognitive et à contrôler la subjectivité du modèle serait pertinente.

Enfin, des études complémentaires de robustesse méritent d'être menées afin de déterminer le domaine de variation des paramètres du modèle pour lequel la solution – i.e. le sous-ensemble de critères d'intérêt – reste stable.

Ces perspectives sont évoquées en vue de perfectionner l'approche mais ne seront pas abordées dans la suite de ces travaux. Le prochain chapitre se concentre sur l'identification des caractéristiques des expériences pouvant influencer la valeur prise par les critères d'évaluation, en particulier ceux d'intérêt. La démarche s'appuie sur les techniques de découverte de règles d'association.

Chapitre 5

Découverte de règles d'association à partir de données imparfaites

Sommaire

5.1	Introduction et objectifs	100
5.2	Découverte de règles d'association	102
5.2.1	Principe général	102
5.2.2	Intérêt d'une règle d'association	102
5.3	Données imparfaites et théorie des fonctions de croyance	105
5.4	Définition du problème et positionnement	109
5.4.1	Définition du problème	109
5.4.2	Processus de sélection des règles d'association	111
5.4.3	Découverte de règles d'association : le cas des données imparfaites	115
5.5	Approche proposée pour la sélection de règles d'association	122
5.5.1	Évaluer l'intérêt des règles extraites à partir de données imprécises	122
5.5.2	Réduction de l'espace de recherche	127
5.5.3	Processus de sélection des règles	128
5.6	Illustration	133
5.7	Synthèse	138

L'approche de RetEx à laquelle nous nous intéressons est fondée sur trois étapes. Dans le chapitre précédent, l'étape B permettant de guider le RetEx a été introduite. Ce chapitre se consacre à l'étape C portant sur la découverte de connaissances – *enseignements*. Cette découverte de connaissances se traduit par l'extraction de règles d'association (ARM)¹ à partir d'informations imprécises sur les expériences passées. L'approche d'ARM proposée se base pour cela sur la théorie des fonctions de croyance et les méthodes MCDA.

Ce chapitre, après avoir introduit quelques éléments théoriques, présente un état de l'art permettant de positionner notre travail. Il porte sur : (i) la sélection de règles basée sur plusieurs mesures d'intérêt et utilisant, par conséquent, des méthodes multicritères ; (ii) la découverte de règles d'association à partir de données imparfaites et

1. ARM : Association Rule Mining.

dans le cadre des fonctions de croyance. Nous exposerons ensuite l'approche définie pour répondre à la problématique posée. Son objectif est triple. Elle propose d'une part d'enrichir l'expressivité des cadres existants pour l'extraction de règles à partir de données imprécises. Elle s'accompagne, d'autre part, d'une procédure de sélection plus riche pour l'identification des règles les plus intéressantes. Enfin, elle intègre la connaissance du domaine pour faciliter le processus d'extraction et l'identification de règles d'intérêt pour un domaine particulier.

5.1 Introduction et objectifs

La finalité de l'approche de RetEx proposée est d'inférer des enseignements de façon semi-automatisée à partir de l'analyse d'expériences passées qui pourront par la suite supporter la prise de décision. Les deux premières étapes de cette approche ont amené respectivement la définition d'une base de connaissances (expériences) formelle, et l'identification d'un sous-ensemble de critères d'intérêt. Dans un troisième temps, il s'agit d'identifier des caractéristiques communes entre les expériences pouvant expliquer la performance observée sur les critères d'évaluation, et en particulier ceux dont la contribution au succès/échec global de ces expériences semble importante.

La base d'expériences formelle constituée permet l'emploi de techniques de fouille de données pour la découverte de nouvelles connaissances. Parmi les diverses techniques de fouille de données existantes, une distinction peut être faite entre celles à visée prédictive (e.g. classification, régression) ou descriptive (e.g. *clustering*, extraction de motifs fréquents). La phase de traitement envisagée ici doit permettre d'explorer tous les liens possibles entre les ensembles de valeurs d'attributs (caractéristiques et critères) et d'étudier leur validité. Nous nous plaçons ainsi dans un contexte d'apprentissage non-supervisé. Nous nous intéressons plus particulièrement à la découverte de règles d'association – ou ARM pour *Association Rule Mining* – qui vise l'identification de motifs fréquents et de corrélations d'un ensemble de valeurs d'attributs dans des bases de données et connaissances. Dans notre démarche de RetEx ces règles vont traduire l'impact de conjonctions de propriétés caractérisant les expériences sur les critères d'intérêt identifiés ; notons toutefois qu'elles n'expriment pas un lien de causalité entre ces deux ensembles.

Il existe une littérature abondante sur la découverte de règles d'association ; des algorithmes efficaces ont été définis et ce pour plusieurs types de données (e.g. nominales, ordinales, quantitatives, séquentielles, etc.) [Kotsiantis et Kanellopoulos, 2006]. Cependant, seulement quelques travaux étudient l'extraction de règles d'association – ou motifs fréquents – dans le cas de données imparfaites et en particulier imprécises, or c'est une contrainte qu'il est nécessaire de considérer dans nos travaux.

Par ailleurs, un enjeu majeur de l'ARM dans de grandes bases de données est l'identification des règles intéressantes. L'évaluation de l'intérêt des règles repose sur différentes mesures – basées sur les données, dépendantes du domaine ou encore de l'utilisateur –, et a également fait l'objet de très nombreux travaux. Cependant, lorsque

l'on considère des règles découvertes à partir de données imparfaites, leur évaluation doit être menée au moyen de mesures d'intérêt appropriées, tenant compte de la sémantique portée par ces règles.

Dans notre contexte, l'implémentation d'un processus d'ARM est donc confrontée à deux principaux défis :

1. la prise en compte du caractère imparfait des données à partir desquelles les règles mériteront d'être extraites ;
2. l'identification de règles pertinentes pour les utilisateurs finaux.

Notre proposition¹ s'appuie pour cela sur la théorie des fonctions de croyance permettant de représenter l'imprécision et l'incertitude et s'inscrit ainsi dans la lignée des travaux de [Hewawasam et al., 2005 ; Tobji et al., 2009 ; Samet et al., 2016]. L'approche proposée pour la découverte de règles d'association imprécises enrichit l'expressivité des cadres définis dans ces travaux. Par ailleurs, nous proposons une procédure de sélection plus riche pour l'identification des règles les plus pertinentes. Elle repose sur l'adaptation et la définition de nouvelles mesures objectives – basées sur les données – dans le cadre spécifique des fonctions de croyance. Celles-ci seront exploitées dans un processus de sélection utilisant notamment une méthode MCDA – Electre I, méthode multicritère de sélection. L'utilisation d'une méthode MCDA permet d'une part d'intégrer la subjectivité de l'utilisateur final pour la sélection des règles – i.e. ses préférences. Elle permet, d'autre part, d'évaluer l'intérêt des règles suivant plusieurs mesures, parfois conflictuelles. L'évaluation reflète alors différents points de vue, ce qui n'est généralement pas le cas dans les approches traditionnelles d'ARM. Nous montrons également comment intégrer la connaissance du domaine – e.g. définie dans la représentation des expériences – pour réduire la complexité du processus d'extraction et faciliter l'identification des règles d'intérêt pour un domaine particulier.

Ce chapitre propose dans un premier temps des rappels théoriques sur l'ARM et sur la théorie des fonctions de croyance, nécessaires à la compréhension de l'approche. Nous situons par la suite notre problématique au regard des travaux sur l'ARM dans le cadre des données imparfaites, et des travaux mobilisant des méthodes MCDA pour la sélection des règles. Il n'existe pas à notre connaissance de travaux mobilisant ces deux cadres simultanément. Nous introduisons par la suite notre approche pour la découverte de règles à partir de données imprécises. Nous parlerons, par abus de langage, de *règles imprécises* pour faire référence aux règles définies à partir de données imprécises.

1. Cette contribution a fait l'objet d'une publication dans la conférence internationale Scalable Uncertainty Management (SUM) [L'Héritier et al., 2019].

5.2 Découverte de règles d'association

5.2.1 Principe général

Le problème d'extraction de règles d'association a été introduit et formalisé dans [Agrawal et al., 1993] avec pour contexte d'application l'analyse du "panier de la ménagère" (*Market Basket Analysis*). Les règles d'association représentent alors des dépendances ou corrélations entre les produits, appelés *items*, contenus dans des *transactions* stockées au sein d'une base de données. L'association entre deux ensembles de produits, ou *itemsets*, notée $\{wine, bread\} \rightarrow \{cheese\}$ suggère qu'une transaction contenant du vin et du pain contiendra vraisemblablement aussi du fromage.

Plus précisément, l'approche d'ARM considère une base de données $\mathcal{D} = \{d_1, \dots, d_m\}$ à analyser. Elle contient m observations d'un ensemble de n attributs. L'ensemble des indices des attributs est noté $N = \{1, \dots, n\}$. Nous considérons ici que chaque attribut i prend des valeurs dans un ensemble fini discret – booléen, nominal ou numérique – désigné par Θ_i .¹ Une règle d'association r notée $r : X \rightarrow Y$ lie un antécédent X avec un conséquent Y où $X \in \prod_{i \in I_1} \Theta_i$, $I_1 \neq \emptyset$, $I_1 \subset N$ et $Y \in \prod_{j \in I_2} \Theta_j$, $I_2 \subseteq N \setminus I_1$; i.e. I_1 et I_2 forment une partition de N .

Considérons par exemple des projets d'aide humanitaire décrits par les attributs : *pays*, *saison* et *activitéMSF*. Ils sont respectivement représentés par les indices 1, 2 et 3, tel que $N = \{1, 2, 3\}$. Leurs domaines de valeurs sont les suivants : $\Theta_1 = \{mali, haiti, indonesie\}$, $\Theta_2 = \{pluies, seche\}$ et $\Theta_3 = \{malnutrition, paludisme, cholera\}$. Une règle de la forme $r : X \rightarrow Y$ pourrait être $(mali, pluies) \rightarrow paludisme$. Elle suggère que l'activité de MSF au Mali lors de la saison des pluies concerne vraisemblablement la prévention du paludisme. Dans cet exemple, $I_1 = \{1, 2\}$ et l'antécédent est $X = (mali, pluies) \in \Theta_1 \times \Theta_2$. Le conséquent est $Y = paludisme \in \Theta_3$ avec $I_2 = \{3\}$.

Le processus d'ARM permet la découverte de grands volumes de règles, parmi lesquelles des règles de faible qualité ou intérêt. Le principal défi de l'ARM réside donc dans l'extraction de règles *intéressantes* à partir d'un grand espace de recherche, i.e. le nombre d'attributs (n) et le nombre de transactions (m) sont grands. Dans ce contexte, déterminer l'*intérêt* d'une règle est central et permettra la mise en œuvre des techniques efficaces pour réduire le nombre de règles à considérer (filtrage, classement...).

5.2.2 Intérêt d'une règle d'association

De nombreux travaux ont étudié les différentes notions liées à l'intérêt d'une règle, *rule interestingness* en anglais, [Silberschatz et Tuzhilin, 1996; Tan et al., 2002; Liu

1. Une *transaction* correspond donc à une observation stockée dans la base \mathcal{D} . Les *items* correspondent aux caractéristiques observées, ils peuvent être vus comme des attributs binaires prenant la valeur 0 ou 1 selon s'ils sont présents ou non dans la transaction. Une règle sera composée de deux *itemsets*, constituant respectivement l'antécédent et le conséquent de la règle.

et al., 2000]. Cependant, aucune définition formelle et largement acceptée ne semble émerger de ces travaux ; nous n'avons pas pour objectif de discuter ces différentes propositions. L'intérêt d'une règle est le plus souvent envisagé comme un concept général couvrant différentes de ses caractéristiques. La fiabilité (dans quelle mesure la règle est-elle fiable ?) ou la concision (la règle est-elle complexe ? Comporte-t-elle un grand nombre de paires attribut-valeur ?) en sont des exemples. D'autres aspects, d'un grand intérêt, mais plus abstraits et plus difficiles à exprimer formellement peuvent également être considérés. Il s'agit par exemple de la spécificité d'une règle (*peculiarity*), son caractère inattendu (*surprisingness, unexpectedness*) ou encore si celle-ci permet la prise de décision sur des actions futures (*actionability*) [Piatetsky-Shapiro et Matheus, 1994] – le lecteur peut se référer à [Geng et Hamilton, 2006] pour plus de détails.

L'évaluation de ces différentes notions repose sur la définition de mesures d'intérêt. Une distinction est faite dans la littérature entre les mesures dites *objectives* et celles *subjectives* [Piatetsky-Shapiro et Matheus, 1994], voire *sémantiques* – considèrent la sémantique et l'explication du motif – [Geng et Hamilton, 2006].

Les mesures objectives évaluent les règles du point de vue des données (statistique ou descriptif) et de leur structure. Les mesures basées sur des probabilités vont par exemple évaluer des aspects tels que la généralité et la fiabilité d'une règle [Geng et Hamilton, 2006]. Les mesures basées sur la forme ou la structure de la règle vont permettre d'évaluer des notions telles que la concision.

Les mesures objectives présentent les caractéristiques suivantes [Marinica, 2010], elles sont :

- dépendantes des données ;
- indépendantes du domaine – elles n'utilisent pas de connaissance *a priori* sur le domaine pour évaluer la règle ;
- partiellement indépendantes de l'utilisateur – celui-ci intervient éventuellement pour définir des seuils sur les mesures mais il n'agit pas directement au cours du processus.

De plus, ces mesures restent en règle générale relativement simples à mettre en œuvre (automatique). Néanmoins, elles ne permettent pas toujours une réduction suffisante du nombre de règles.

Un grand nombre de mesures objectives ont été définies dans la littérature – voir [Tan et al., 2002 ; Geng et Hamilton, 2006 ; McGarry, 2005] pour une revue exhaustive de ces mesures. Les deux principales mesures utilisées en ARM sont le *Support* et la *Confiance*, l'objectif est alors d'identifier les règles qui excèdent des seuils minimaux de support et de confiance [Agrawal, Srikant et al., 1994].

- Le **support**¹ d'une règle $r : X \rightarrow Y$ noté $supp(X \rightarrow Y)$ est traditionnellement défini comme la proportion des réalisations de X et Y dans \mathcal{D} .
- La **confiance** d'une règle $r : X \rightarrow Y$ notée $conf(X \rightarrow Y)$ est définie comme la proportion des réalisations de Y lorsque X est observé dans \mathcal{D} .

Dans une approche classique d'ARM, le support et la confiance sont quantifiés en utilisant le cadre théorique des probabilités, soient :

$$supp(X \rightarrow Y) = P((X, Y)) \text{ et } conf(X \rightarrow Y) = P(Y|X)$$

Lorsque le processus d'ARM implique des données imparfaites, la quantification du support et de la confiance nécessite de formuler le problème dans un cadre théorique approprié pour manipuler des données imparfaites. Ainsi, la théorie des fonctions de croyance, en tant que cadre plus général, remplacera la théorie des probabilités dans la suite du chapitre.

Les mesures subjectives – ou orientées utilisateur – sont elles dépendantes du domaine et s'appuient sur les connaissances et les objectifs de l'utilisateur. Elles vont permettre d'évaluer des aspects de la règle tels que son caractère inattendu, nouveau, surprenant, actionnable...

La connaissance *a priori* sur laquelle se fonde ces mesures est obtenue au cours du processus de découverte *via* des interactions avec l'utilisateur, ou bien représentée explicitement par les attentes de l'utilisateur [Geng et Hamilton, 2006]. Les différentes mesures subjectives existantes s'appuient donc généralement sur les formalismes de représentation des connaissances, nous en donnons ici quelques exemples.

Dans [Silberschatz et Tuzhilin, 1996] la connaissance de l'utilisateur est définie par un ensemble de croyances (contraintes) caractérisées par un degré de confiance et utilisées pour évaluer le caractère inattendu des règles extraites. L'intérêt d'une règle est quantifié en fonction de sa propension à changer le degré de confiance dans une croyance qu'il contredit. Dans [Klemettinen et al., 1994], un système de *templates* contraignant la syntaxe des règles est utilisé, l'utilisateur définit alors explicitement quels types de règles sont ou non intéressants. Cependant, les croyances et connaissances sont parfois complexes à exprimer pour l'utilisateur. Pour y remédier, Xin et al. [Xin et al., 2006] proposent un processus de découverte interactif. Il se base sur l'apprentissage des connaissances *a priori* de l'utilisateur à partir de ses *feedbacks* sur des échantillons de motifs qui lui sont proposés – classement des motifs en fonction de ses préférences. Cette information est utilisée pour raffiner les paramètres du modèle et lui proposer un nouvel ensemble de motifs.

Ces mesures d'intérêt pourront être utilisées de différentes manières et à différents moments du processus de découverte (traitement, post-traitement). En règle générale les mesures objectives vont permettre de supprimer les règles ne satisfaisant pas des

1. Le support représente la fréquence de la règle, notons qu'il peut être évalué comme un *support relatif* (la probabilité que la règle soit présente), et parfois comme un *support absolu* qui correspond alors au nombre d'occurrences de la règle dans la base.

seuils minimaux, les mesures subjectives vont permettre d'exclure les règles qui ne sont pas conformes avec les attentes de l'utilisateur.

5.3 Données imparfaites et théorie des fonctions de croyance

Nous avons introduit précédemment quelques mesures d'intérêt objectives. Leur calcul est généralement basé sur les probabilités qui supposent des données parfaites dans la base de données analysée ; i.e les valeurs des attributs sont précises et aucune donnée manquante. Or, dans de nombreuses situations réelles les données sont imparfaites.

Lorsqu'on parle de l'imperfection des données, une distinction claire est faite entre l'imprécision et l'incertitude [Smets, 1997]. L'*incertitude* évalue la probabilité, la possibilité, la certitude que l'information soit vraie ou fausse, i.e. sa valeur de vérité. Une information est donc dite incertaine si la source ayant fourni cette information ne sait pas si celle-ci est vraie ou fausse. Un marqueur d'incertitude est généralement affecté à cette information [Benferhat et al., 2014]. Cela peut être un marqueur numérique – e.g. "la probabilité que les routes soient coupées à cause de la mousson est de 0.8" – ou bien linguistique – e.g. "il n'est pas complètement certain que toutes les routes soient ouvertes". L'incertitude caractérise la relation entre l'information et la connaissance d'une source à propos du monde.

L'*imprécision* est, elle, envisagée comme une propriété de l'information. Elle concerne le contenu de l'information. Plusieurs valeurs sont possibles mais la source d'information ne sait pas dire laquelle précisément ; e.g. "le projet a duré entre 12 et 15 semaines". Le caractère imprécis de l'information traduit donc une valeur mal connue d'un paramètre ou attribut. En reprenant l'exemple précédent, si on représente par γ la durée du projet, l'information "le projet a duré entre 12 et 15 semaines" indique une disjonction de valeurs mutuellement exclusives, parmi lesquelles une seule est la vraie valeur de γ , i.e. $\gamma \in \{12, 13, 14, 15\}$ [Benferhat et al., 2014 ; Dubois et Prade, 2006]. L'ignorance totale est la forme la plus extrême de l'imprécision : la valeur d'un paramètre est complètement inconnue.

Nous considérerons dans nos travaux cette distinction entre l'incertitude et l'imprécision, et nous nous intéresserons en particulier à la représentation des informations imprécises.¹

Plusieurs théories de l'incertain permettent la représentation des données imparfaites : la théorie des fonctions de croyance [Dempster, 1967 ; Shafer, 1976] ; la théorie des possibilités [Zadeh, 1978 ; Dubois et Prade, 2012] ; les ensembles aléatoires [Molchanov, 2005] ; la théorie des sous-ensembles flous [Zadeh, 1965] ; les probabilités imprécises [Walley, 2000], la théorie des ensembles approximatifs (*Rough sets theory*)

1. D'autres distinctions et classifications entre les notions d'incertitude et d'imprécision ont pu être proposées dans la littérature et ne font pas nécessairement consensus. Par exemple, dans [Bouchon-Meunier et Nguyen, 1996] l'imprécision est considérée comme un sous-concept de l'incertitude.

[Pawlak, 1991]. Les différentes représentations de l'incertitude et de l'imprécision dans ces théories sont rappelées dans [Dubois et Prade, 2006].

Nous adoptons dans nos travaux la théorie des fonctions de croyance qui fournit un cadre adéquat pour représenter les informations incertaines et imprécises. Elle permet la combinaison de différentes sources d'informations et offre un cadre général pour toutes les autres théories de l'incertain. Nous introduisons dans cette section les concepts élémentaires sur lesquels elle repose.

La *théorie des fonctions de croyance*, issue des travaux de A. Dempster [Dempster, 1967], a été formalisée par G. Shafer [Shafer, 1976]. La littérature y fait également référence sous le nom de *théorie de l'évidence* ou *théorie de Dempster-Shafer*.

Soit Θ un ensemble fini d'éléments représentant les informations les plus précises qui puissent être discernées, cet ensemble est appelé *cadre de discernement* (i.e. ensemble des valeurs possibles).

Fonction de masse. Une fonction de masse m , ou *bpa* (*basic probability assignment*), est une fonction d'ensemble définie sur 2^Θ par :

$$m : 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$$

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1 \quad (5.1)$$

La quantité ou masse $m(A)$, $A \subseteq \Theta$, modélise un élément d'évidence sur la valeur recherchée. Elle est interprétée comme la part de croyance allouée exactement à $A \subseteq \Theta$ et à aucune hypothèse plus spécifique ; elle ne peut être allouée à aucun sous-ensemble strict de A par manque d'information. Elle se lit : la masse que la valeur cherchée apporte à A .

Les sous-ensembles de Θ ayant une masse strictement positive sont appelés *éléments focaux*, et leur ensemble est noté \mathcal{F} :

$$\mathcal{F} = \{A \subseteq \Theta : m(A) > 0\}$$

On note (m, \mathcal{F}) le *corps d'évidence*.

Initialement dans [Shafer, 1976], l'ensemble vide ne peut être considéré comme un élément focal, aucune masse ne peut lui être allouée, $m(\emptyset) = 0$. Le cadre de discernement vérifie alors l'hypothèse de *monde fermé* et est exhaustif. Dans le Modèle des Croyances Transférables (MCT) [Smets et Kennes, 1994], cette contrainte est relaxée, et la condition $\sum_{\emptyset \neq A \subseteq \Theta} m(A) = 1$ n'est pas supposée. La notion de *monde ouvert* est introduite, l'hypothèse $m(\emptyset) > 0$ est acceptée et correspond à la croyance allouée à une valeur non clairement définie dans le cadre de discernement (Θ n'est pas exhaustif).

Fonction de croyance. La croyance totale allouée à $A \subseteq \Theta$ est mesurée par la fonction de croyance $Bel(A)$ définie par :

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (5.2)$$

Elle correspond à la masse de A à laquelle est ajoutée la masse de tous les sous-ensembles de A , et vérifie (dans l'hypothèse de monde fermé) : $Bel(\emptyset) = 0$ et $Bel(\Theta) = 1$. Les fonctions m et Bel représentent deux facettes de la même information. La masse m peut être retrouvée à partir de la fonction de croyance Bel : $m(A) = \sum_{B \subseteq A} (-1)^{|A|-|B|} Bel(B)$.

Fonction de plausibilité. La fonction de plausibilité est définie comme la somme des masses compatibles avec A , i.e. qui ne la contredisent pas :

$$Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}) = \sum_{B \subseteq \Theta, B \cap A \neq \emptyset} m(B) \quad (5.3)$$

avec \bar{A} le complémentaire de A .

Elle quantifie dans quelle mesure l'hypothèse A est plausible, et s'interprète comme la part de croyance (maximale) qui pourrait potentiellement être donnée à A . Elle vérifie : $Pl(\emptyset) = 0$, $Pl(\Theta) = 1$ (monde fermé).

Dans la théorie des fonctions de croyance l'information est donc représentée par trois fonctions : m , Bel , Pl . Elle combine des preuves distinctes pour fournir un encadrement de la probabilité d'une hypothèse $A \subseteq \Theta$, $P(A)$, borné par la croyance et la plausibilité, tel que :

$$Bel(A) \leq P(A) \leq Pl(A)$$

Les fonctions de croyance et de plausibilité vérifient les propriétés suivantes :

- elles sont monotones, pour deux ensembles A et B tels que $A \subseteq B$: $Bel(A) \leq Bel(B)$ et $Pl(A) \leq Pl(B)$.
- Bel et Pl sont non-additives : $Bel(A \cup B) \geq Bel(A) + Bel(B) - Bel(A \cap B)$ et $Pl(A \cup B) \leq Pl(A) + Pl(B) - Pl(A \cap B)$.

La loi d'additivité vérifiée par les probabilités étant relaxée, $Bel(A)$ ne renseigne pas sur la part de croyance totale allouée à son complémentaire \bar{A} , $Bel(\bar{A})$ (i.e. $Bel(A) + Bel(\bar{A}) \leq 1$). $Bel(\bar{A})$ peut alors être caractérisée par la plausibilité de A : $Bel(\bar{A}) = 1 - Pl(A)$.

Règle de combinaison. La théorie des fonctions de croyance permet de représenter les informations imparfaites, mais également de fusionner plusieurs sources d'informations. Pour cela, différentes règles de combinaison ont été proposées. Nous donnons ici l'exemple de la règle de combinaison de Dempster (normalisation de la

combinaison conjunctive, i.e. $m(\emptyset) = 0$). Soient m_1 et m_2 deux fonctions de masse, et $K = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B)m_2(C)$ leur degré de conflit ($K = 0$ si les sources sont en accord, $K = 1$ si les deux sources sont complètement conflictuelles). Pour $K < 1$, la règle de combinaison de Dempster pour les masses m_1 et m_2 s'écrit :

$$(m_1 \oplus m_2)(A) = \frac{1}{1-K} \sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C), \forall A \neq \emptyset, \text{ et } (m_1 \oplus m_2)(\emptyset) = 0 \quad (5.4)$$

Pour $K < 1$, la règle est généralisable à n sources distinctes.

Prise de décision. A partir de l'information disponible, dans un contexte de prise de décision, différentes stratégies peuvent être adoptées¹ :

- une décision pessimiste basée sur le maximum de croyance (*Bel*),
- une décision optimiste basée sur le maximum de plausibilité (*Pl*),
- un compromis, défini par le maximum de probabilité pignistique (prise de décision sur les singletons).

La notion de probabilité pignistique a été introduite dans le MCT, extension du modèle des fonctions de croyance. Dans ce modèle, P. Smets [Smets et Kennes, 1994] distingue le *niveau crédal* dédié à la représentation et la manipulation des informations et le *niveau pignistique* où se situe la prise de décision. La *probabilité pignistique* associée à m correspond à la transformation de m définie sur 2^Θ en une fonction de probabilité définie sur Θ . La distribution de probabilité est construite à partir des fonctions de masse; en l'absence d'information, la masse $m(A)$ est uniformément répartie parmi les éléments de A . La mesure de probabilité pignistique, *BetP*, et la distribution de probabilité pignistique, *Betp*, sont définies ci-dessous :

$$BetP : 2^\Theta \rightarrow [0, 1] \quad BetP(A) = \sum_{x \in A} Betp(x), \forall A \subseteq \Theta \quad (5.5)$$

$$Betp : \Theta \rightarrow [0, 1] \quad Betp(x) = \sum_{A \subseteq \Theta, A \ni x} \frac{m(A)}{|A|}, \forall x \in \Theta \quad (5.6)$$

où $|A|$ correspond à la cardinalité de l'ensemble A .

La probabilité pignistique étant un résumé de l'information disponible au niveau crédal, pour conserver un maximum d'information, il est préférable de raisonner au niveau crédal.

Généralisation de la probabilité conditionnelle. La probabilité conditionnelle a été élargie au cadre des fonctions de croyance. Plusieurs expressions ont été proposées sans toutefois faire consensus [Dempster, 1967; Fagin et Halpern, 1991]. Une certaine confusion dans l'utilisation des différentes règles de conditionnement est soulignée dans [Dubois et Denoeux, 2012]. Pour les auteurs, cette confusion provient

1. Ces différentes stratégies de décision sont également basées sur outils classiques de la décision : concepts de gain et de risque...

du fait que, dans la théorie des probabilités, une même règle de conditionnement $P(A|B) = P(A \cap B)/P(B)$ sert deux objectifs distincts. Le premier concerne le problème de révision d'informations incertaines (i.e. révision d'une mesure de probabilité). Le second correspond à un problème de prédiction sur la base d'informations statistiques générales.

La règle de conditionnement de Dempster (*Dempster Conditioning*) est la plus largement utilisée dans la théorie des fonctions de croyance. Elle correspond à un processus de révision et s'écrit :

$$Bel(A|B) = \frac{Bel(A \cup \bar{B}) - Bel(\bar{B})}{1 - Bel(\bar{B})} \quad (5.7)$$

$$Pl(A|B) = \frac{Pl(A \cap B)}{Pl(B)} \quad (5.8)$$

Cette règle est un cas particulier de la règle de combinaison de Dempster (cf. Équation (5.4)). Dans cette formulation, une nouvelle information est interprétée comme une modification de la fonction de croyance initiale et peut donc être vue comme un processus de révision d'informations incertaines [Dubois et Denoeux, 2012]. Dans ce processus de révision, l'information est enrichie. Cette expression présente cependant, dans certaines situations, des résultats contre-intuitifs. Ils ont été détaillés dans différents travaux – voir [Zadeh, 1984] et l'exemple des trois prisonniers notamment dans [Pearl, 1988 ; Fagin et Halpern, 1991].

Une seconde formulation est proposée dans [Fagin et Halpern, 1991]. Selon D. Dubois et T. Denoeux [Dubois et Denoeux, 2012], celle-ci correspond à un problème de prédiction. Pour $A, B \subseteq \Theta$ tels que $Bel(B) > 0$, le conditionnement selon R. Fagin et J.Y. Halpern est défini par :

$$Bel(A|B) = \frac{Bel(A \cap B)}{Bel(A \cap B) + Pl(\bar{A} \cap B)} \quad (5.9)$$

$$Pl(A|B) = \frac{Pl(A \cap B)}{Pl(A \cap B) + Bel(\bar{A} \cap B)} \quad (5.10)$$

Cette formulation est considérée comme l'extension la plus naturelle de la notion de probabilité conditionnelle ($P(B|A)$, fréquence d'observation de B dans un contexte A).

5.4 Définition du problème et positionnement

5.4.1 Définition du problème

Dans une démarche classique de découverte de règles d'association, où seules des informations précises sont considérées, la valeur d'un attribut i est $X_i \in \Theta_i$, $i \in N$. Nous nous intéressons dans ces travaux à la prise en compte d'observations imprécises telles que : "la valeur de l'attribut i est dans $A_i \subseteq \Theta_i$ ". Deux cas d'imprécision

sont distingués : $A_i \subset \Theta_i$ avec $|A_i| > 1$ correspond à l'imprécision alors que $A_i = \Theta_i$ est considéré lorsque l'information est manquante et traduit l'ignorance totale sur la valeur de l'attribut i . Lorsque l'on considère des observations imprécises sur plusieurs attributs $i \in N = \{1, \dots, n\}$ avec des domaines de définition Θ_i distincts, l'information imprécise sur l'ensemble de ces attributs s'écrit alors $A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n$ où $A_i \subseteq \Theta_i, \forall i \in N$ est l'information imprécise observée sur l'attribut i .

Dans notre contexte, nous considérons un ensemble d'expériences passées décrites par les informations précises ou imprécises disponibles sur les attributs et stockées dans la base d'expériences.

Prenons l'exemple suivant : un projet d'aide humanitaire est décrit par 3 attributs ayant chacun un domaine de valeurs $\Theta_i, i \in N = \{1, 2, 3\}$. Ils caractérisent respectivement :

- sa localisation avec $\Theta_1 = \{mali, haiti, nepal\}$,
- le type de catastrophe adressée avec $\Theta_2 = \{tsunami, seisme, epidemie\}$,
- la performance de la mission en termes de délais d'approvisionnement avec $\Theta_3 = \{tresMauvais, Mauvais, bon\}$.

Un exemple simplifié d'une information imprécise observée sur une expérience pourrait être : "*La mission à haiti fait suite à une catastrophe de type géophysique, les délais d'approvisionnement ont été mauvais voire très mauvais*". Celle-ci s'écrit donc $\{haiti\} \times \{tsunami, seisme\} \times \{tresMauvais, mauvais\}$. Une écriture équivalente est : $\{(haiti, tsunami, tresMauvais), (haiti, tsunami, mauvais), (haiti, seisme, tresMauvais), (haiti, seisme, mauvais)\}$.

A partir d'un ensemble d'expériences passées, l'objectif est alors de distinguer des règles d'association traduisant des corrélations d'informations précises ou imprécises observées sur des ensembles distincts d'attributs.

De façon plus formelle, dans cette configuration, une règle d'association est définie par :

$$r : A \rightarrow B \text{ où } A = \prod_{i \in I_1} A_i, A_i \subseteq \Theta_i \text{ et } B = \prod_{j \in I_2} B_j, B_j \subseteq \Theta_j \quad (5.11)$$

pour tout $I_1 \neq \emptyset, I_1 \subset N$ et $I_2 \subseteq N \setminus I_1$

où, A_i (resp. B_j) est une information précise ou imprécise sur l'attribut i (resp. j).

Plus particulièrement, nous nous intéressons à des règles pour lesquelles l'antécédent et le conséquent sont des ensembles prédéfinis. Cette formulation des règles est adaptée à notre approche de RetEx où : l'antécédent correspond aux caractéristiques des expériences, et le conséquent correspond aux performances observées sur les critères d'intérêt. Au delà de cette application au RetEx, ce cas spécifique est également pertinent dans des tâches telles que la classification où les labels à prédire peuvent être définis comme le conséquent des règles.

Finalement, l'ensemble de règles, précises et imprécises, défini par la Formule (5.11) est noté \mathcal{R} . Le problème traité ici vise à réduire l'ensemble de règles \mathcal{R} en déterminant puis sélectionnant uniquement les règles pertinentes pour un domaine donné.

Nous proposons de reprendre l'exemple donné précédemment afin d'illustrer ce type spécifique de règle cherché dans notre contexte applicatif. Nous considérons alors les attributs $i \in I_1 = \{1, 2\}$ comme des caractéristiques contextuelles du projet (localisation et type de catastrophe) et $j \in I_2 = \{3\}$ comme un critère d'évaluation. Nous supposons maintenant que les trois observations suivantes ont été faites sur des missions passées :

"La mission à haiti fait suite à une catastrophe de type géophysique, les délais d'approvisionnement ont été très mauvais".

"la mission au nepal fait suite à un séisme, les délais d'approvisionnement ont été mauvais voire très mauvais".

"la mission au mali fait suite à une épidémie, les délais d'approvisionnement ont été bons".

Une règle d'association issue de l'analyse de ces observations pourrait être :

$r : \Theta_1 \times \{tsunami, séisme\} \rightarrow \{tresMauvais, mauvais\}$. Elle suggère que de mauvaises ou très mauvaises performances en termes de délais d'approvisionnement sont observées lorsque les projets sont menés en réponse à une des catastrophes d'origine géophysique dans une localisation inconnue.

Afin de positionner notre travail, nous étudions dans les parties suivantes (i) les travaux traitant de la sélection de règles sur la base de plusieurs mesures d'intérêt et appliquant par conséquent des méthodes multicritères et (ii) les contributions majeures existantes sur la découverte de règles d'association à partir de données imparfaites dans le cadre des fonctions de croyance.

Nous exposerons ensuite l'approche définie pour répondre à la problématique posée et dont l'objectif est triple. Il s'agit dans un premier temps d'enrichir l'expressivité des cadres existants pour l'extraction de règles à partir de données imparfaites. Un espace d'expression d'informations imprécises plus large que celui considéré dans l'état de l'art est proposé. Dans un second temps, une procédure de sélection plus riche pour l'identification des règles les plus intéressantes est définie. Elle se base pour cela sur un plus grand nombre de mesures et l'utilisation d'une méthode MCDA. Le troisième objectif est d'intégrer la connaissance du domaine pour faciliter le processus d'extraction et l'identification de règles d'intérêt pour un domaine particulier. Par facilitation du processus d'extraction des règles, nous faisons ici référence à une réduction de la complexité en termes de nombre de règles analysées ; i.e. taille de l'espace de recherche.

5.4.2 Processus de sélection des règles d'association

Bien que d'autres techniques puissent également être appliquées (e.g. contraintes sur le contenu ou la forme des règles découvertes, élimination des règles redondantes), le processus de sélection des règles en ARM s'appuie principalement sur l'utilisation

de mesures d'intérêts objectives, au cours du processus de découverte ou *a posteriori*. Un grand nombre de mesures d'intérêt (objectives) pour l'évaluation des règles d'association ont été définies dans la littérature et le choix de mesures appropriées pour un contexte applicatif donné est devenu une problématique en soit. De fait, un certain nombre de travaux se sont intéressés à la comparaison et à l'analyse de ces mesures afin de supporter la sélection d'une ou plusieurs mesures d'intérêt [Guillet et Hamilton, 2007]. Deux principales méthodes se distinguent : le classement des mesures et leur regroupement (*clustering*) [Geng et Hamilton, 2006]. Le classement des mesures peut être effectué à partir des propriétés des mesures [Lenca et al., 2008], ou bien de manière empirique à partir de jeux de données spécifiques [Tan et al., 2002]. De même, le regroupement des mesures peut être basé sur l'analyse des propriétés des mesures ou sur l'analyse des ensembles de règles générés pour différents jeux de données [Vaillant et al., 2004].

Lorsque des mesures appropriées ont été identifiées, elles peuvent être utilisées de différentes manières et à différentes phases du processus.

Dans la phase de traitement des données. Les mesures sont utilisées durant la phase de découverte¹ pour l'élagage – *pruning* – des règles inintéressantes ne vérifiant pas les seuils minimaux définis sur les mesures. C'est par exemple l'utilisation qui est faite du support et de la confiance dans l'algorithme Apriori ; elle permet généralement de réduire considérablement le nombre de règles [Agrawal, Srikant et al., 1994]. L'utilisation des mesures dans la phase de traitement permet de réduire l'espace de recherche et de gagner en efficacité. Cependant, notons que la spécification des seuils peut être une tâche délicate.

Ce premier tri basé sur des seuils est généralement complété par une phase de post-traitement.

Dans une phase de post-traitement. Il s'agit essentiellement de tâches de classement et de filtrage des motifs ou règles après le processus de découverte.² Le classement des règles restantes peut être effectué suivant une ou plusieurs mesures d'intérêt (objectives) sélectionnées au regard du domaine d'application ou de propriétés spécifiques. De telles techniques sont relativement faciles à mettre en œuvre mais ne permettent pas de gain d'efficacité – temps de traitement.

De plus, bien qu'un classement ou un ordre partiel (basé sur des relations de préférences) sur les règles puissent être établi sur chacune des mesures d'intérêt objectives, celles-ci sont traitées de manière indépendante. Ce processus ne permet donc pas une évaluation et une sélection de règles reflétant plusieurs points de vue, par exemple lorsque des mesures d'intérêt conflictuelles sont utilisées – e.g. privilégier à la fois le

1. i.e. durant la phase de génération des motifs/règles.

2. D'autres techniques de post-traitement peuvent être utilisées indépendamment ou conjointement : représentation concises de motifs, la réduction des règles redondantes, etc. voir [Baesens et al., 2000] Nous nous concentrons ici sur les techniques basées sur l'utilisation de mesures d'intérêt.

support et la spécificité des règles.

Les méthodes MCDA permettent d'adresser de telles problématiques, cependant, peu de travaux en tirent parti dans un contexte d'ARM pour la sélection des règles. Ces travaux, répertoriés dans le Tableau 5.1, peuvent être divisés en deux catégories. La première concerne les travaux ne tenant pas compte des préférences de l'utilisateur final [Chen, 2007 ; Bouker et al., 2012 ; Toloo et al., 2009 ; Nguyen Le et al., 2009]. La seconde concerne ceux intégrant ces préférences [Ait-Mlouk et al., 2017 ; Mouhir et al., 2015 ; Choi et al., 2005].

TABLEAU 5.1 – Comparaison entre les méthodes MCDA et les mesures d'intérêt utilisées pour la sélection de règles d'association.

Auteurs	Méthode MCDA	Préférences	Objectif	Mesures d'intérêt objectives	Mesures d'intérêt propres au domaine
[Chen, 2007] [Toloo et al., 2009]	DEA	non	classement	Supp., Conf.	Cross-selling profit, Itemset value
[Bouker et al., 2012]	Dominance	non	sous-ensemble, classement	Frequency, Confidence, Pearl	
[Mouhir et al., 2015]	Dominance et préférence de l'utilisateur	(oui)	sous-ensemble, classement	Frequency, Confidence, Pearl	
[Nguyen Le et al., 2009]	Intégrale de Choquet	(non)*	classement	Set 1 : Confidence, Descriptive Confirmed Confidence, Laplace, IPEE. Set 2 : Dependency, Gini Index, J-measure, Kappa, Mutual Information, Pavillon, Phi-coefficient, TIC, Yule's Q, Yule's Y	
[Choi et al., 2005]	AHP (pondération) et Electre II (surclassement)	oui	classement	Support, Confidence, Interest	Expected monetary value, Incremental Monetary value, Degree of Change
[Ait-Mlouk et al., 2016]	Electre Tri (surclassement)	oui	tri	Support, Confidence, Lift	

IPEE : Indice Probabiliste d'Ecart à l'Equilibre. TIC : Taux Informationnel modulé par la Contraposée.

Les approches proposées dans [Chen, 2007] et [Toloo et al., 2009] sont basées sur l'analyse par enveloppement des données (DEA, *Data Envelopment Analysis*), et nécessitent la résolution de deux programmes linéaires (définition du score des règles extraites et distinction des règles d'intérêt).

Dans [Bouker et al., 2012] la relation de dominance est utilisée, un premier sous-ensemble de règles non-dominées est obtenu. Comme il n'est pas garanti que celui-ci soit suffisamment réduit, une seconde étape classe les règles non-dominées suivant leur degré de similarité avec une règle de référence (valeurs maximales sur chaque mesure). Cette démarche est proche de celle de la méthode TOPSIS et a été implémentée dans les algorithmes Skyrule et Rankrule. Mouhir et al. [2015] étendent ces travaux en intégrant les préférences de l'utilisateur final : un ensemble de relations de préférence

exprimées entre des associations de produits (*items*) permet de départager des règles équivalentes.

Dans [Nguyen Le et al., 2009], l'intégrale de Choquet [Grabisch et Labreuche, 2010] est choisie comme opérateur pour l'agrégation des mesures d'intérêt (expérimentations menées pour 5 et 10 mesures). Elle est utilisée ici sans préférences, l'agrégation se base sur les dépendances physiques entre les variables mais pas sur les dépendances préférentielles. L'intégrale de Choquet permet pourtant de modéliser ces dépendances entre les mesures ; e.g. des interactions positives ou négatives traduisant la complémentarité ou la redondance des mesures. Cette particularité est signalée par (*) dans le Tableau 5.1. Cependant, l'intégrale de Choquet fait partie de la famille des opérateurs d'agrégation compensatoires, ce qui n'est pas nécessairement souhaitable ; e.g. une règle avec un faible support pourrait être sélectionnée si celui-ci est compensé par un bon score sur une autre mesure. Par ailleurs, la difficulté avec l'intégrale de Choquet réside dans la détermination des paramètres de la capacité sur laquelle est basée l'intégrale.

Dans ces approches – basées sur la DEA, la dominance seule ou le cas particulier de l'utilisation de l'intégrale de Choquet – la subjectivité de l'utilisateur final, telle que son opinion sur l'importance relative des mesures dans le processus de sélection, n'est pas exprimée. Cette préférence de l'utilisateur final est intégrée dans [Choi et al., 2005] avec les méthodes AHP et Electre II, et dans [Ait-Mlouk et al., 2016] avec l'application d'Electre Tri.

Dans [Choi et al., 2005] l'utilisation des poids obtenus avec AHP dans le modèle d'Electre II ne semble pas appropriée puisqu'ils n'ont pas exactement la même signification dans Electre ; utiliser la procédure de SIMOS [Simos, 1990] aurait par exemple été plus adéquat. Une des limitations de l'approche utilisant Electre Tri réside dans le nombre de paramètres à déterminer, parfois prohibitif. En effet, l'approche est illustrée pour une application comportant uniquement trois mesures (critères), limitant ainsi le nombre de paramètres. Dans le cas de plusieurs profils et plusieurs mesures, l'utilisation d'Electre Tri serait plus délicate.

Nous proposons dans nos travaux une approche alternative qui s'inscrit dans les deux catégories distinguées précédemment. Une première sélection sera faite en se basant uniquement sur les informations contenues dans la base de données, tel que cela a pu être fait dans [Bouker et al., 2012]. Afin de réduire davantage la sélection, nous proposerons dans un second temps d'utiliser les préférences de l'utilisateur final dans le modèle d'une méthode MCDA appropriée. L'objectif étant d'identifier le sous-ensemble des règles les plus intéressantes, sans faire de classement ni de rangement de celles-ci, la méthode Electre I semble la plus adaptée. De plus, elle a l'avantage de dépendre d'un nombre restreint de paramètres.

5.4.3 Découverte de règles d'association : le cas des données imparfaites

La plupart des algorithmes d'ARM ont été développés pour des applications dans des bases de données précises et certaines. Cependant, les données réelles souffrent en règle générale de nombreuses imperfections (imprécisions des capteurs, sources multiples, etc.). Afin de manipuler et traiter des données imparfaites en ARM et pallier les limites des approches existantes, différents cadres des théories de l'incertain ont été étudiés pour étendre les approches d'ARM.

Dans les approches basées sur le cadre probabiliste, l'information est représentée par une fonction de probabilité, elle exprime la probabilité d'avoir observé une valeur d'attribut. En ARM, cette modélisation des bases de données probabilistes a été accompagnée par la définition de plusieurs algorithmes, tels que UApriori [Chui et al., 2007], UFP-Growth [Leung et al., 2008], UH-Mine [Aggarwal, 2009], [Bernecker et al., 2009]. Ces approches basées sur les modèles probabilistes permettent de prendre en compte l'incertitude. En revanche, les hypothèses induites dans ces modèles ne préservent pas l'imprécision et peuvent conduire à des inférences peu fiables ou fausses [Hewawasam et al., 2005]. En absence d'une seule valeur d'attribut, soit l'équiprobabilité est considérée, soit l'observation associée peut être supprimée, ou bien une moyenne des valeurs obtenues par ailleurs est considérée. Dans le cas de l'imprécision, c'est le milieu de l'intervalle qui est considéré. Toutes ces modifications transforment la réalité observée et peuvent conduire à des erreurs.

Dans la lignée de ces travaux, des approches d'ARM utilisant la logique floue telles que Fuzzy AprioriTid [Hong et al., 2004], [Dubois et al., 2006] ont été proposées. La théorie des possibilités a également été étudiée dans [Weng et Chen, 2010 ; Djouadi et al., 2007] par exemple.

Cependant, lorsqu'il s'agit de traiter des données manquantes, incomplètes ou imprécises, la théorie des fonctions de croyance semble être le cadre le plus approprié pour résoudre le problème d'ARM [Hewawasam et al., 2005 ; Hewawasam et al., 2007 ; Tobji et al., 2008a ; Tobji et al., 2009 ; Samet et al., 2016].

L'association entre la fouille de données – et notamment l'ARM – et la théorie des fonctions de croyance pour la représentation de l'information est généralement désignée sous le terme de "fouille de donnée évidentielle". Elle a fait l'objet de quelques études préliminaires dans [Anand et al., 1996 ; Shyu et al., 2002]. Dans [Anand et al., 1996] des propositions théoriques sont faites sans entrer dans leur mise en œuvre pratique. Dans [Shyu et al., 2002], la théorie des fonctions de croyance est utilisée pour exprimer et capturer l'incertitude sur les relations de corrélation entre attributs (e.g. incertitude liée par exemple à différentes sources d'informations, parfois conflictuelles). Pour la génération des règles d'association, les auteurs adaptent les mesures de support et de confiance en se basant sur une mesure dérivée de la mesure de l'entropie de Shannon permettant de quantifier l'incertitude totale.

Les approches plus complètes dédiées à l'extraction de règles d'association basées sur la théorie des fonctions de croyance sont peu nombreuses. Elles semblent initiées

par les travaux de Hewawasam et al. [2005] et ont été étendues dans [Tobji et al., 2008a ; Tobji et al., 2009] et [Samet et al., 2016]. La complexité induite par l'utilisation de la théorie des fonctions de croyance constitue un réel défi. Cet obstacle peut expliquer le faible nombre d'études conduites dans ce cadre. Ces travaux majeurs sont introduits dans la suite de cette section. Nous nous concentrerons en particulier sur la modélisation adoptée et les mesures d'intérêt considérées pour l'évaluation des règles.

5.4.3.1 Modélisation fondée sur les bases de données évidentielles

Les travaux auxquels nous nous intéressons [Hewawasam et al., 2005 ; Hewawasam et al., 2007 ; Tobji et al., 2008a ; Tobji et al., 2009 ; Samet et al., 2016] sont fondés sur la même notion de base de données évidentielle, notée EDB (Evidential DataBase). Elle a été introduite par S.k. Lee [Lee, 1992] comme une nouvelle base de données gérant l'imperfection. Elle se base sur la théorie des fonctions de croyance pour la représentation des informations.

Pour reprendre les notations précédemment introduites (cf. Section 5.4.1), une base de données évidentielle, notée \mathcal{D}_{EDB} , est définie par $k = |\mathcal{D}_{EDB}|$ lignes (i.e. les observations) et $n = |N|$ attributs, l'attribut $i \in N$ prend ses valeurs dans Θ_i . Les observations concernant un attribut $i \in N$ sont représentées par une fonction de masse m_{il} définie sur 2^{Θ_i} avec i l'indice de l'attribut et $1 \leq l \leq k$ l'indice de l'observation dans la base évidentielle \mathcal{D}_{EDB} . Le Tableau 5.2 présente un exemple d'EDB avec deux attributs $N = \{1, 2\}$ et deux observations. Les attributs prennent leurs valeurs dans $\Theta_1 = \{1, 2, 3, 4\}$ et $\Theta_2 = \{x, y, z\}$.

TABLEAU 5.2 – Exemple d'une base de données évidentielle, les observations concernant les attributs i , $i \in N = \{1, 2\}$, sont représentées par des fonctions de masse.

observations	attribut $i = 1$	attribut $i = 2$
$d_l, l \in \{1, 2\}$		
d_1	$m_{11}(\{2, 3\}) = 0.6, \{2, 3\} \subset \Theta_1$ $m_{11}(\Theta_1) = 0.4$	$m_{21}(\{x, y\}) = 0.7, \{x, y\} \subset \Theta_2$ $m_{21}(\{x\}) = 0.3, \{x\} \subset \{x, y\} \subset \Theta_2$
d_2	$m_{12}(\{2, 3\}) = 1, \{2, 3\} \subset \Theta_1$	$m_{22}(\Theta_2) = 1$

Dans ces travaux, chaque ligne $1 \leq l \leq k$ contient une observation sur chaque attribut $i \in N$. Chacune de ces observations est représentée par une fonction de masse m_{il} pour le cadre de discernement Θ_i . L'information $A_i \subseteq \Theta_i$ sur l'attribut $i \in N$ est représentée par $m_{il}(A_i)$.

Cette modélisation permet de représenter différents types d'imperfection. Quelque soit $A_i \subseteq \Theta_i$, avec $|A_i| > 1$, $m_{il}(A_i)$ représente l'imprécision ; e.g. $m_{12}(\{2, 3\}) = 0.6$, l'attribut 1 prend la valeur 2 ou 3 pour l'observation d_2 . Une information manquante est représentée par $m_{il}(\Theta_i) > 0$; e.g. $m_{22}(\Theta_2) = 1$. Enfin, plusieurs informations

concernant une même valeur d'attribut peuvent être représentées et traduisent l'incertitude. Par exemple, pour d_2 l'information sur l'attribut 2 est $m_{21}(\{x, y\}) = 0.7$ et $m_{21}(\{x\}) = 0.3$.

Les fonctions de masse m_{il} (masse *intra-attributs*) permettent donc de modéliser le caractère imparfait de l'observation et de capturer l'incertitude parmi les différentes valeurs que peut prendre l'attribut.

A partir de cette information – i.e. les données de la base évidentielle –, une fonction de masse *inter-attributs*, associée à l'observation d_l est dérivée [Hewawasam et al., 2005 ; Hewawasam et al., 2007 ; Tobji et al., 2008a ; Tobji et al., 2009 ; Samet et al., 2016]. Elle s'écrit :

$$m_l(A) = \prod_{i \in N} m_{il}(A_i) \text{ avec } A = \prod_{i \in N} A_i, A_i \subseteq \Theta_i, \forall i \in N$$

La masse m_l est définie sur $\prod_{i \in N} 2^{\Theta_i}$, et $m_l(A)$ correspond au produit des fonctions de masse partielles $m_{il}(A_i)$ observées pour d_l , la règle de combinaison conjonctive est utilisée. La masse m_l représente conjointement l'information sur tous les attributs et est donc essentielle pour la recherche d'éventuelles corrélations entre valeurs d'attributs. Finalement, soit $A \subseteq \prod_{i \in N} \Theta_i$, les auteurs définissent la fonction de masse de A à l'échelle de la base \mathcal{D}_{EDB} par :

$$m_{EDB}(A) = \frac{1}{l} \sum_{l=1}^k m_l(A) \text{ avec } k = |\mathcal{D}_{EDB}|$$

Les fonctions de masse finales pour l'exemple proposé Tableau 5.2 sont données dans le Tableau 5.3. La croyance et la plausibilité sont naturellement dérivées à partir de la masse finale m_{EDB} :

$$Bel_{EDB}(A) = \sum_{B \subseteq A} m_{EDB}(B) \text{ et } Pl_{EDB}(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m_{EDB}(B)$$

TABLEAU 5.3 – Calcul des masses, m_{EDB} .

$d_l, l \in \{1, 2\}$	$A = \prod_{i \in \{1, 2\}} A_i$	$m_l(A)$	$m_{EDB}(A)$
d_1	$\{2, 3\} \times \{x, y\}$	0.421	0.21
	$\{2, 3\} \times \{x\}$	0.18	0.09
	$\Theta_1 \times \{x, y\}$	0.28	0.14
	$\Theta_1 \times \{x\}$	0.12	0.06
d_2	$\{2, 3\} \times \Theta_2$	1	0.5

La modélisation adoptée dans ces travaux suppose des observations exprimées dans $\prod_{i \in N} 2^{\Theta_i}$. Autrement dit, les auteurs considèrent des informations imprécises sur

des conjonctions de valeurs d'attributs.¹ Cependant, cette modélisation ne permet pas de considérer des observations imprécises des vecteurs de valeurs sur les attributs. En effet, pour cela, les observations doivent être exprimées dans le cadre $2^{\prod_{i \in N} \Theta_i}$.

Prenons par exemple deux attributs pour caractériser une catastrophe météorologique : son type avec $\Theta_1 = \{tornado, ouragan, tempeteTropicale\}$ et sa catégorie d'intensité avec $\Theta_2 = \{1, 2, 3, 4, 5\}$. On suppose l'observation imprécise suivante : "il s'agit d'une tornade de catégorie 4 ou d'un ouragan de catégorie 5" ; i.e. signifie que les valeurs *tornado* et 4 ou *ouragan* et 5 ont été observées. Cette information est représentée par $\{(tornado, 4), (ouragan, 5)\}$ qui ne peut pas s'écrire sous la forme d'un produit cartésien de $A_1 \subseteq \Theta_1$ et $A_2 \subseteq \Theta_2$. Elle ne peut, par conséquent, pas être exprimée dans $\prod_{i \in \{1,2\}} 2^{\Theta_i}$. De même pour $\{(tornado, 4), (ouragan, 4), (ouragan, 5)\}$, etc.

La représentation basée sur les masses *intra-attributs* m_{il} adoptée dans [Hewawasam et al., 2005 ; Hewawasam et al., 2007 ; Tobji et al., 2008a ; Tobji et al., 2009 ; Samet et al., 2016] impose de travailler dans $\prod_{i \in N} 2^{\Theta_i}$. Considérer seulement ce type d'informations de départ est donc limitant. Le cadre $2^{\prod_{i \in N} \Theta_i}$ permet prendre en compte d'autres évènements que ceux exprimés dans $\prod_{i \in N} 2^{\Theta_i}$.

5.4.3.2 ARM évidentiel : mesures de support et de confiance

Tous ces travaux [Hewawasam et al., 2005 ; Hewawasam et al., 2007 ; Tobji et al., 2008a ; Tobji et al., 2009 ; Samet et al., 2016] considèrent donc le même point de départ : une base de données évidentielle à partir de laquelle les règles d'association sont découvertes (ou simplement des motifs fréquents, vérifiant un support minimal). Nous nous intéressons maintenant à ce processus.

Soit la règle $r : A \rightarrow B$, $A \subseteq \prod_{i \in I_1} \Theta_i$ et $B \subseteq \prod_{j \in I_2} \Theta_j$, $I_1 \subseteq N$, $I_2 \subseteq N \setminus I_1$, où A représente l'antécédent de la règle et B le conséquent.

Mesures de support et de confiance basées sur la fonction de croyance.

Les premières mesures de support et de confiance pour l'évaluation des règles dans le cadre évidentiel sont proposées dans [Hewawasam et al., 2005]. La définition des mesures de support et de confiance est basée sur la fonction de croyance :

- La mesure de support de la règle r est donnée par la fonction de croyance de $A \times B$ dans le cadre de discernement de la base (soit $\prod_{i \in N} \Theta_i$) et vérifie la propriété d'anti-monotonie du support comme dans les bases de données parfaites :

$$supp(A \times B) = Bel_{EDB}(A \times B)$$

1. Les observations sont définies par le produit cartésien d'informations précises ou imprécises sur les valeurs des attributs.

Dans cette définition, le support de r repose donc sur produit des fonctions de masse partielles $m_{il}, \forall i \in N$ (cf. section précédente) pour chaque observation. La complexité algorithmique pour son calcul est exponentielle.

- La définition de la confiance d'une règle s'appuie sur la notion de conditionnelle dans la théorie des fonctions croyance. La formulation proposée par Fagin et Halpern (voir Équation (5.9)) que les auteurs considèrent comme l'extension la plus naturelle du conditionnement bayésien est adoptée :

$$\text{conf}(A \times B) = \text{Bel}_{EDB}(B|A)$$

Ces définitions du support et de la confiance pour l'évaluation des règles sont reprises dans [Tobji et al., 2008b ; Tobji et al., 2008a].

Afin de faciliter et de gagner en rapidité dans le calcul du support et la génération des éléments A fréquents¹, les auteurs utilisent des représentations alternatives de la base de données.

Dans [Hewawasam et al., 2005], une structure de données appelée BIT (*Belief Itemset Tree*) est utilisée. Il s'agit d'une représentation hiérarchique de l'EDB où chaque niveau contient les valeurs d'un attribut. Les nœuds sont étiquetés par une valeur d'attribut et contiennent les informations sur leur masse et leur croyance associées. Les différents chemins correspondent aux éléments focaux dans le cadre de discernement $\prod_{i \in N} \Theta_i$. L'algorithme d'ARM proposé par Hewawasam et al. [2005] permet donc la découverte de règles à partir d'une EDB suivant trois étapes : (i) construction du BIT, (ii) génération des éléments fréquents (iii) sélection des règles vérifiant un seuil de confiance minimal. Cet algorithme est utilisé pour la construction d'un classifieur à base de règles associatives.

Une amélioration dans la construction du BIT est proposée dans [Tobji et al., 2008b]. La hiérarchisation des attributs est définie en fonction de la taille de leur domaine, ce qui facilite l'estimation du support et apporte un gain d'efficacité.

Dans [Tobji et al., 2008a] une représentation verticale de l'EDB, nommée *RidList* est proposée. Cette nouvelle structuration de données facilite le calcul de support, l'algorithme d'ARM proposé se montre plus performant que celui de Hewawasam et al. [2005] dans le cas de données éparses. Ce travail est repris dans [Tobji et al., 2009] pour la maintenance des *itemsets* – la mise à jour de la base de données peut invalider des *itemsets* fréquents et inversement.

Outre ces représentations alternatives de l'EDB pour faciliter le calcul du support basé sur la croyance, Samet et al. en proposent une nouvelle écriture afin de réduire la complexité du calcul [Samet et al., 2016]. Au lieu de calculer $\text{Bel}_{EDB}(A)$, $A \subseteq$

$\prod_{i \in I_1 \cup I_2} \Theta_i$ à partir du produit cartésien des masses m_{il} , le support d'une observation $\text{suppl}(A)$ est calculé à partir du produit des $\text{Bel}(A_i)$, i.e. $\prod_{i \in I_1 \cup I_2} \text{suppl}(A_i)$.

1. Les éléments fréquents vérifient un seuil de support minimal, i.e. base de l'algorithme Apriori [Agrawal, Srikant et al., 1994].

Mesures de support et de confiance précises Deux nouvelles mesures de support et de confiance, dites *mesure de support précis* et *mesure de confiance précise* sont définies dans [Samet et al., 2016].

L'objectif est d'avoir une définition du support moins pessimiste que celle basée sur la croyance en tenant compte, dans le support d'un événement A_i , des hypothèses plus larges observées. Cette notion de support précis nous semble donc proche de la notion de plausibilité.

La définition du support précis proposée introduit une mesure de probabilité Pr définie sur 2^{Θ_i} à valeur dans $[0, 1]$. $Pr(x_i), x_i \subseteq \Theta_i$ se base sur la notion de proximité entre x_i et les sous-ensembles $x \subseteq \Theta_i$ et leurs masses $m(x)$. En ce sens, Pr semble être une généralisation de la probabilité pignistique (elle lui est équivalente pour $Pr(x_i), x_i \in \Theta_i$), cependant sa sémantique n'est pas claire.

Finalement, la fonction Pr permet de tenir compte dans l'estimation du support de $A \times B$ d'une partie des croyances des ensembles qui lui sont plus larges, i.e. tous ceux qui ont une intersection avec $A \times B$. La mesure de support basée sur la croyance ne tient compte elle que de la croyance allouée à $A \times B$ et à ses sous-ensembles strictes. Les auteurs soulignent cependant que la complexité calculatoire du support précis est supérieure à celle du support basé sur la croyance.

Samet et al. ont défini, de la même manière, une mesure de confiance précise, également basée sur la fonction Pr et donc cohérente avec leur mesure de support précis [Samet et al., 2016].

Un algorithme d'ARM utilisant les mesures de support et de confiance précises est proposé : EDMA (Evidential Data Mining Apriori) [Samet et al., 2016]. Il suit le principe de l'algorithme Apriori ; i.e. utilisation de la propriété d'anti-monotonie du support pour générer les ensembles $A \times B$ fréquents. La comparaison d'EDMA aux approches précédentes [Tobji et al., 2009 ; Hewawasam et al., 2007] utilisant le support basé sur la croyance montre qu'EDMA permet de découvrir plus de motifs fréquents. Il présente en contrepartie de moins bonnes performances concernant le temps de calcul (étude d'un plus grand nombre de sous-ensembles avec le support précis).

Dans une application d'EDMA à la classification associative, deux réductions du nombre de règles sont proposées en plus des mesures de support et de confiance. La première consiste à ne retenir que les règles dont le conséquent porte sur le label d'une classe (i.e. sur un attribut spécifique). La seconde réduction proposée correspond au filtrage :

- soit des règles dites *génériques*, impliquant un nombre minimal d'attributs (dans l'antécédent) ;
- soit les règles dites *spécifiques*, impliquant un nombre maximal d'attributs (dans l'antécédent).

Dans un cadre de classification, un ensemble minimal de règles génériques va couvrir l'ensemble des cas de classification. A l'inverse, les règles spécifiques ne vont s'appliquer que dans un nombre de cas restreints (i.e. lorsque tout l'antécédent est vérifié).

Nous avons introduit ici les travaux traitant de l'ARM à partir de données imparfaites et utilisant le cadre des fonctions de croyance. Ils sont tous fondés sur la notion de base de données évidentielle définie par les masses intra-attributs. Compte tenu de l'obstacle que représente la complexité induite par le cadre des fonctions de croyance, les différents travaux se sont concentrés sur la définition d'algorithmes basés sur l'algorithme Apriori, en s'intéressant en particulier à la performance (réduction de la complexité). Pour cela, différentes définitions du support et de la confiance ainsi que diverses structurations de données ont été étudiées. Cependant, l'application de ces différents travaux à des tâches de classification, n'a pas soulevé la problématique de la sémantique des règles imprécises qui sont découvertes, leur signification n'est pas abordée. Cet aspect nous semble pourtant primordial pour estimer la qualité de ces règles et identifier celles d'intérêt pour l'utilisateur final. L'évaluation et la sélection des règles sont basées uniquement sur le support et la confiance, seuls Samet et al. [2016] proposent un filtrage supplémentaire basé sur le nombre d'attributs impliqués dans la règle.¹

Notre approche de découverte de règles à partir de données imprécises, détaillée dans la section suivante, adopte le cadre théorique des fonctions de croyance. En comparaison des travaux présentés ici, nous étudions une modélisation plus expressive. En effet, comme mentionné précédemment, nous considérons des observations imprécises de vecteurs de valeurs sur les attributs, et non des observation imprécises par valeurs sur les attributs. Par conséquent, nos observations seront exprimées dans $\prod_{i \in N} \Theta_i$ et non limitées à $\prod_{i \in N} 2^{\Theta_i}$. L'exemple proposé précédemment considèrerait l'information suivante "il s'agit d'une tornade de catégorie 4 ou d'un ouragan de catégorie 5" – $\{(tornade, 4), (ouragan, 5)\}$. Celle-ci ne pourrait pas être traitée en considérant seulement de l'imprécision par attribut car elle ne peut s'écrire comme un élément du produit cartésien des domaines de valeurs des attributs et donc être exprimée dans $\prod_{i \in N} 2^{\Theta_i}$. Or, nous avons vu dans les travaux précédents que le fait de considérer les fonctions de masse intra-attribut impose ce cadre d'expression.

Outre ce choix spécifique de modélisation, nous proposons un processus d'évaluation et de sélection des règles tirant parti des méthodes MCDA, à savoir Electre I. L'objectif est d'estimer l'intérêt des règles selon plusieurs points de vue. Nous présentons également comment tirer profit de la connaissance *a priori* sur les valeurs des attributs – organisées en taxonomies – pour améliorer le processus de sélection des règles. Cette connaissance permettra également de réduire l'augmentation de la complexité induite par l'extension du cadre de modélisation proposé jusqu'ici dans les approches d'ARM évidentielles.

Bien que certains travaux précédemment mentionnés traitent le problème de sélection des règles en utilisant des techniques de MCDA (cf. Section 5.4.2), et qu'il

1. Notons que dans le problème d'ARM que nous traitons ici, nous supposons que les ensembles d'attributs impliqués dans l'antécédent et le conséquents sont prédéfinis.

existe des travaux d'ARM basés sur la théorie des fonctions de croyance (cf. Section 5.4.3), aucun n'adresse ces deux problématiques simultanément. Nous estimons que la conjonction des ces deux problématiques soulève de nouveaux défis concernant notamment l'interprétation des règles imprécises et par conséquent la définition de mesures d'intérêt appropriées.

5.5 Approche proposée pour la sélection de règles d'association

Cette section présente notre approche d'ARM pour des données imprécises. Nous introduisons dans un premier temps comment l'intérêt des règles est évalué : un ensemble de mesures et leur formalisation dans le cadre des fonctions de croyance sont présentés. Nous détaillons ensuite les différentes étapes de sélection proposées qui se basent sur ces mesures.

5.5.1 Évaluer l'intérêt des règles extraites à partir de données imprécises

Nous choisissons dans ce travail de nous concentrer sur la définition de mesures d'intérêt objectives. Les mesures subjectives nécessitant des interactions plus approfondies avec l'utilisateur final et généralement dépendantes d'éléments contextuels ne sont pas abordées ici.

Nous proposons d'évaluer les règles imprécises¹ sur la base de : (i) leur support, (ii) leur confiance, ainsi qu'à partir (iii) d'évaluations indirectes permettant de critiquer leur éventuelle pertinence. Nous choisissons également d'évaluer (iv) le degré d'imprécision des règles extraites. En effet, plus une règle comporte des informations imprécises moins elle a d'intérêt dans la pratique. Soient, par exemple, les règles " r_1 : lors de séismes l'utilisation de certains moyens de transport implique d'importants délais d'acheminement" et " r_2 : lors de séismes l'utilisation de certains moyens de transport routiers implique d'importants délais d'acheminement".² Dans la pratique, si ces règles doivent supporter une prise de décision sur le mode de transport à privilégier dans un contexte similaire, l'exploitation de r_2 , restreignant les risques de délais au choix d'un des transports routier, sera plus utile.

Nous définissons ci-dessous ces quatre notions et les mesures qui en dérivent. Elles sont la base de l'approche proposée.

Nous rappelons que nous nous intéressons à l'évaluation de règles de type $r : A \rightarrow B$ où $A = \prod_{i \in I_1} A_i$, $A_i \subseteq \Theta_i$ et $B = \prod_{j \in I_2} B_j$, $B_j \subseteq \Theta_j$ avec $I_1 \neq \emptyset$, $I_2 \neq \emptyset$, $I_1 \cup I_2 = N$, $I_1 \cap I_2 = \emptyset$. Nous rappelons également que I_1 et I_2 sont fixes. Dans notre contexte, nous

1. i.e. des règles découvertes à partir de données imprécises.

2. e.g. Soient $\Theta_1 = \{tsunami, seisme, epidemie\}$, $\Theta_2 = \{camion, pickup, helicoptere\}$, $\Theta_3 = \{faible, important\}$. Alors $r_1 : \{seisme\} \wedge \Theta_2 \rightarrow \{important\}$ et $r_2 : \{seisme\} \wedge \{camion, pickup\} \rightarrow \{important\}$.

considérons $n = |N|$ attributs, par conséquent, les fonctions d'ensemble : la masse m , la croyance Bel et la plausibilité Pl sont définies sur les sous-ensembles de $\Theta = \prod_{i \in N} \Theta_i$.

Dans un premier temps, nous nous intéressons au support et à la confiance des règles. L'objectif est d'exprimer ces mesures dans le cadre théorique des fonctions de croyance, pour cela différentes stratégies pourraient être envisagées. Classiquement en ARM, une mesure de probabilité est utilisée dans le support et la confiance, or ici nous ne connaissons pas cette probabilité de façon précise. Une solution consisterait à la substituer par la probabilité pignistique, qui traduit l'imprécision par une probabilité uniforme – cf. Equation (5.6). Or, cette hypothèse induit une perte d'information et nous la jugeons par conséquent inadaptée ici. Afin de remplacer la probabilité et être prudent dans notre processus d'extraction de règles, nous préférons adopter une stratégie pessimiste basée sur la fonction de croyance.

Support. Le support mesure la fréquence d'occurrence de la règle dans la base, soit le nombre de fois où l'association est observée par rapport au nombre total d'observations dans la base [Agrawal, Srikant et al., 1994]. Dans un contexte d'informations imprécises, le support de la règle est lié aux masses d'évidence, m , allouées aux observations supportant la règle de manière explicite ou implicite. Par conséquent, la fonction de croyance, qui prend en considération le support d'un ensemble A et de tous ses sous-ensembles strictes, est utilisée pour exprimer le support de la règle :

$$supp(r : A \rightarrow B) = Bel(A \times B) \quad (5.12)$$

La fonction de croyance étant monotone, les règles comportant les informations les plus imprécises sur les valeurs d'attributs seront nécessairement les plus supportées.

Confiance. Une règle est dite fiable si la relation décrite par la règle est vérifiée dans un nombre suffisant de cas où celle-ci est applicable [Geng et Hamilton, 2006]. La confiance correspond donc au nombre de fois où l'association est observée rapporté au nombre de fois où l'antécédent est observé, elle est donc traditionnellement évaluée comme une probabilité conditionnelle [Agrawal et al., 1993]. Le pendant de la probabilité conditionnelle dans la théorie des fonctions de croyance est donné par la croyance conditionnelle. Nous adoptons ici la formulation proposée par Fagin et Halpern [1991] (cf. Équation (5.9)) et non la règle de conditionnement de Dempster qui adresse le problème de révision de l'information. La confiance de la règle est donc exprimée comme suit :

$$conf(r : A \rightarrow B) = Bel(B | A) = \frac{Bel(A \times B)}{Bel(A \times B) + Pl(A \times \bar{B})} \quad (5.13)$$

Les éléments définissant le conséquent B sont conditionnés aux éléments composant l'antécédent A .

Notons que les fonctions de croyance et de croyance conditionnelle ont également été utilisées pour définir les mesures de support et de confiance dans [Hewawasam et al., 2005 ; Tobji et al., 2008b] bien que la modélisation et le domaine de définition soient différents. Dans ces travaux $Bel(A)$, $A \subseteq \prod_{i \in N} \Theta_i$ est quantifiée à partir du produit des fonctions de masse intra-attributs $m_{it}(A_i)$. Comme nous considérons ici des observations dans le cadre $2^{i \in N}$, ce produit ne peut pas être utilisé. $Bel(A)$, $A = \prod_{i \in N} A_i$, est quantifiée à partir des éléments focaux disponibles.

Mesures indirectes de la pertinence éventuelle d'une règle. Nous proposons d'introduire ces mesures au travers d'une illustration. Considérons un projet humanitaire caractérisé par deux attributs : un contexte d'intervention (i.e. type de catastrophe) avec $\Theta_1 = \{seisme, tsunami, epidemie\}$ et le respect des délais d'acheminement de l'aide (biens de première nécessité, traitements...) pendant la mission¹ avec $\Theta_2 = \{mauvais, moyen, bon\}$. Afin de critiquer la pertinence d'une règle imprécise $r : A \rightarrow B$, par exemple $r : \{seisme, tsunami\} \rightarrow \{mauvais\}$, nous proposons d'évaluer les relations suivantes : $r : A \rightarrow \bar{B}$, $r : \bar{A} \rightarrow B$, $r : \bar{A} \rightarrow \bar{B}$, où \bar{A} et \bar{B} sont les complémentaires de A et B .

- $r : A \rightarrow \bar{B}$. En reprenant l'exemple proposé, si la règle $r : \{seisme, tsunami\} \rightarrow \{mauvais\}$ tient, cela signifie que, généralement, intervenir dans le contexte d'un *seisme ou tsunami* conduit également à un délai d'acheminement qui *n'est pas mauvais*. Ainsi, nous considérons que la validation de $A \rightarrow \bar{B}$ véhicule une information contradictoire au regard de la règle $A \rightarrow B$ et tend à l'invalider.
- $r : \bar{A} \rightarrow B$. Si la règle $r : \{seisme, tsunami\} \rightarrow \{mauvais\}$ tient, cela signifie que dans certains cas, d'autres *contextes d'intervention* permettent également d'aboutir à un *mauvais* respect des délais d'acheminement. Une telle information tend à diminuer l'intérêt de la règle $r : A \rightarrow B$ si on suppose que B n'est pas expliqué par de multiples causes.
- $r : \bar{A} \rightarrow \bar{B}$. La règle $r : \{seisme, tsunami\} \rightarrow \{mauvais\}$ signifie que lorsqu'on n'est pas dans le contexte d'intervention *seisme ou tsunami*, un respect des délais d'acheminement *moyen ou bon* (mais pas *mauvais*) est obtenu. Nous supposons que, plus généralement, si $r : \{seisme, tsunami\} \rightarrow \{mauvais\}$ est d'une manière ou d'une autre considérée comme valide, vérifier $\{seisme, tsunami\} \rightarrow \{mauvais\}$ renforce notre intérêt pour r .

Ces interprétations sont résumées dans le Tableau 5.4.

Dans un cadre probabiliste, seule la relation $\bar{A} \rightarrow \bar{B}$ serait étudiée puisque les deux autres relations ne fournissent pas d'information supplémentaire. En effet, les informations concernant $A \rightarrow \bar{B}$ sont données par : $P(A \times \bar{B}) = P(A)P(\bar{B} | A)$ pour le support et $P(\bar{B} | A) = 1 - P(A | B)$ pour la confiance. De même, concernant $\bar{A} \rightarrow B$,

1. i.e. critère d'évaluation.

TABLEAU 5.4 – Critique de la pertinence éventuelle d'une règle $A \rightarrow B$ à partir des règles impliquant \bar{A} et/ou \bar{B} .

$A \rightarrow \bar{B}$	(-)	si <i>vérifiée</i> tend à invalider $A \rightarrow B$
$\bar{A} \rightarrow B$	(-)	si <i>vérifiée</i> tend à diminuer la pertinence de $A \rightarrow B$ (i.e. B vrai dans n'importe quel contexte)
$\bar{A} \rightarrow \bar{B}$	(+)	si <i>vérifiée</i> tend à conforter la croyance de $A \rightarrow B$

on aura respectivement : $P(\bar{A} \times B) = (1 - P(A))P(B | \bar{A})$ et $P(B | \bar{A}) = 1 - P(\bar{A} | \bar{B})$. L'évaluation de la pertinence éventuelle d'une règle peut alors parfois s'appuyer sur la confiance de la règle composée des complémentaires de l'antécédent et du conséquent et définie par : $P(\bar{B} | \bar{A})$. La littérature fait parfois référence à cette mesure sous le terme de *spécificité* [Geng et Hamilton, 2006].

Lorsqu'on utilise le cadre de la théorie des fonctions de croyance, l'information, Bel , sur le complémentaire est fournie par la fonction de plausibilité telle que $Bel(\bar{A}) = 1 - Pl(A)$. Dans le cas de la conditionnelle, on déduira à partir de l'Equation (5.10) : $Bel(B | A) = 1 - Pl(\bar{B} | A)$.

Afin de critiquer indirectement la pertinence de $A \rightarrow B$ à partir de $r : A \rightarrow \bar{B}$, $r : \bar{A} \rightarrow B$ et $r : \bar{A} \rightarrow \bar{B}$, nous proposons de tenir compte dans l'évaluation de $A \rightarrow B$ de la confiance associée à chacune de ces relations. C'est bien la mesure de confiance qui nous intéresse puisqu'elle caractérise la force de l'association – ou corrélation – entre l'antécédent et le conséquent. Cependant, critiquer une règle sur la base d'autres règles peu observées ne serait pas approprié (biais potentiels), il est donc aussi nécessaire de tenir compte de leur support.

Reprenons l'exemple précédent avec $\Theta_1 = \{seisme, tsunami, epidemie\}$ et $\Theta_2 = \{mauvais, bon\}$, et les éléments focaux donnés dans le Tableau 5.5(a) et issus d'un ensemble d'observations. On souhaite évaluer la règle $r : \{seisme, tsunami\} \rightarrow \{mauvais\}$, notée $r : A \rightarrow B$ et pour laquelle $supp(r) = 0.6$ et $conf(r) = 0.86$.

TABLEAU 5.5 – Exemple : éléments focaux, croyance et plausibilité.

(a) Masse des éléments focaux. (b) Calcul des quantités $Bel()$ et $Pl()$.

\mathcal{F}		m	$Bel(A \times B)$	$Pl(A \times \bar{B})$	$Bel(\bar{A} \times B)$	$Pl(\bar{A} \times \bar{B})$
$\{seisme\}$	\times	$\{mauvais\}$	0.2	$0.4 + 0.2 = 0.6$	0.1	
$\{seisme, tsunami\}$	\times	$\{mauvais\}$	0.4		0.2	
$\{epidemie\}$	\times	$\{mauvais\}$	0.2		0	
$\{seisme\}$	\times	$\{bon\}$	0.1			
Θ_1	\times	$\{mauvais\}$	0.1			

Pour critiquer indirectement la pertinence de $r : A \rightarrow B$, nous regardons maintenant $\bar{A} \rightarrow B$ avec $\bar{A} = \{epidemie\}$, $B = \{mauvais\}$, $\bar{B} = \{bon\}$. Puisque $\{bon\}$ n'a jamais été observé dans le contexte $\{epidemie\}$, $Pl(\bar{A} \times \bar{B}) = 0$ et donc $Bel(B | \bar{A}) = 1$. La confiance associée à $\bar{A} \rightarrow B$ est maximale. Interprété de façon indépendante, ce résultat tend à diminuer la pertinence de $A \rightarrow B$, i.e. suggère que B est vrai dans n'importe quel contexte.

Cependant, $\bar{A} \rightarrow B$ est faiblement supportée par rapport à r , i.e. $Bel(\bar{A} \times B) = 0.2$. Le fait qu'elle soit peu observée remet en cause le crédit accordé à la force de l'association $\bar{A} \rightarrow B$ qui est utilisée pour critiquer indirectement la pertinence de r . Pour modérer la critique de $A \rightarrow B$ basée sur la confiance de $\bar{A} \rightarrow B$, il est donc nécessaire de considérer également le support de $\bar{A} \rightarrow B$, notamment lorsque celui-ci est faible.

Afin de critiquer indirectement la pertinence d'une règle en utilisant les trois relations impliquant ses complémentaires, nous proposons donc de considérer conjointement leurs mesures de support et de confiance respectives. Le Tableau 5.6 introduit les relations entre la confiance d'une règle (croyance conditionnelle) et celles impliquant le complémentaire de son antécédent et/ou conséquent. Il s'agira donc dans un processus d'évaluation global visant à extraire les règles les plus intéressantes de :

- minimiser $Bel(A \times \bar{B})$ et $Bel(\bar{B} | A)$
- minimiser $Bel(\bar{A} \times B)$ et $Bel(B | \bar{A})$
- maximiser $Bel(\bar{A} \times \bar{B})$ et $Bel(\bar{B} | \bar{A})$

TABLEAU 5.6 – Relations entre support et confiance de la règle $r : A \rightarrow B$ et les règles impliquant ses complémentaires.

Règle	Support	Confiance	Dépend des quantités :
$A \rightarrow B$	$Bel(A \times B)$	$Bel(B A)$	$Bel(A \times B)$ et $Pl(A \times \bar{B})$
$A \rightarrow \bar{B}$	$Bel(A \times \bar{B})$	$Bel(\bar{B} A) = 1 - Pl(B A)$	$Bel(A \times \bar{B})$ et $Pl(A \times B)$
$\bar{A} \rightarrow B$	$Bel(\bar{A} \times B)$	$Bel(B \bar{A}) = 1 - Pl(\bar{B} \bar{A})$	$Bel(\bar{A} \times B)$ et $Pl(\bar{A} \times \bar{B})$
$\bar{A} \rightarrow \bar{B}$	$Bel(\bar{A} \times \bar{B})$	$Bel(\bar{B} \bar{A})$	$Bel(\bar{A} \times \bar{B})$ et $Pl(\bar{A} \times B)$

Mesure de la spécificité d'une règle utilisant le Contenu Informationnel.

Dans un dernier temps, nous proposons d'intégrer dans l'évaluation de l'intérêt d'une règle sa spécificité. Considérons l'information suivante : "l'attribut i prend une valeur dans le sous-ensemble A_i de Θ_i ". Cette information est plus spécifique que l'information : "l'attribut i prend une valeur dans le sous-ensemble A'_i " avec $A_i \subset A'_i$.

Nous proposons de quantifier la spécificité d'une règle r , en nous basant sur la notion de Contenu Informationnel (IC *Information Content*) définie pour comparer la spécificité des concepts au sein d'ontologies [Seco et al., 2004]. La spécificité d'une règle r , dans le cas où tous les attributs prennent des valeurs dans des ensembles finis, est définie par :

$$IC(r : A \rightarrow B) = 1 - \frac{\log |\{Z : Z \subseteq A \times B\}|}{|\Theta|} \quad (5.14)$$

où $|Z|$ désigne le nombre d'éléments dans l'ensemble Z et $\Theta = \prod_{i \in N} \Theta_i$.

Cette mesure de l'IC est basée sur l'analyse des propriétés topologiques du graphe (i.e. ici la structuration des valeurs d'attributs). Dans l'exemple proposé en Figure 5.1, les taxonomies qui structurent les informations sur les deux attributs *localisation* et *sécurité* sont représentées. L'information $\{mauvais\}$ étant plus spécifique que

$\{\text{mauvais}, \text{moyen}\}$, les règles représentées vérifient $IC(r_2 : \{\text{libye}\} \rightarrow \{\text{mauvais}\}) > IC(r_1 : \{\text{libye}\} \rightarrow \{\text{mauvais}, \text{moyen}\})$.

Notons qu'il existe dans la littérature des définitions plus sophistiquées de l'IC, e.g prenant en considération le nombre d'antécédents et descendants d'un nœud dans le graphe [Harispe et al., 2015].

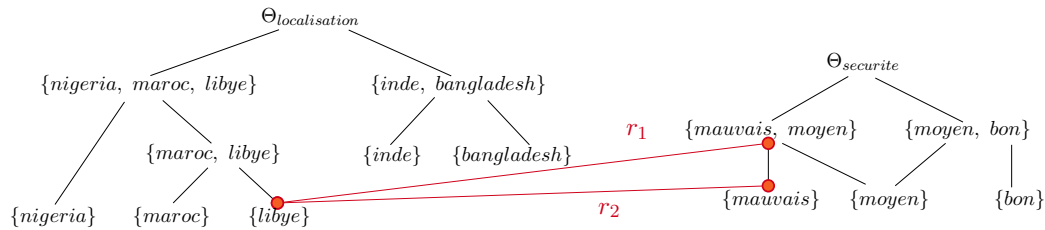


FIGURE 5.1 – Exemple de représentation graphique du degré de spécificité des règles.

5.5.2 Réduction de l'espace de recherche

Dans une première partie, nous avons défini 9 mesures pour évaluer l'intérêt des règles imprécises : le support, la confiance, la spécificité, ainsi que 6 mesures permettant d'évaluer indirectement son éventuelle pertinence – support et confiance des 3 règles impliquant les complémentaires. L'objectif est maintenant d'exploiter ces mesures dans le processus de sélection des règles.

L'ensemble initial de règles \mathcal{R} – cf. Équation (5.11) – qui constitue l'espace de recherche initial et à partir duquel un sous-ensemble réduit de règles d'intérêt \mathcal{R}^* doit être sélectionné est :

$$\mathcal{R} = \{r : A \rightarrow B \mid A \subseteq \prod_{i \in I_1} \Theta_i, B \subseteq \prod_{j \in I_2} \Theta_j\}$$

Nous supposons ici que I_1 et I_2 sont définis et fixés en amont du processus d'extraction de règles d'association. Ils sont tels que $I_1 \neq \emptyset$, $I_1 \subset N$ et $I_1 \cup I_2 = N$. Cette première restriction sur la définition d'une règle d'association, imposée par notre contexte, réduit considérablement l'espace de recherche habituellement considéré de $2^{\prod_{i \in N} \Theta_i}$ à $\mathcal{R} = 2^{\prod_{i \in I_1} \Theta_i} \times 2^{\prod_{j \in I_2} \Theta_j}$. Afin de simplifier les notations dans la suite de ce chapitre, nous noterons $r_{A,B}$ la règle $r : A \rightarrow B$ où A et B sont tels que $A \times B \subseteq \Theta$, $\Theta = \prod_{i \in N} \Theta_i$.

Rappelons que l'espace de recherche classiquement étudié dans l'état de l'art est basé sur le produit $\prod_{i \in N} 2^{\Theta_i}$, il est tel que : $\prod_{i \in N} 2^{\Theta_i} \subset \mathcal{R}$, $\mathcal{R} = 2^{\prod_{i \in N} \Theta_i}$. L'espace de recherche initial \mathcal{R} , très grand, ne peut pas être entièrement évalué en pratique. A titre d'exemple, pour 6 attributs et chaque attribut contenant 4 éléments, la taille de \mathcal{R} dans notre cas est $2^{256} \times 2^{16} = 2^{272}$. Dans le cas où seulement les éléments de $\prod_{i \in N} 2^{\Theta_i}$ sont considérés, nous avons affaire à un espace de taille $\prod_{i=1}^6 2^4 = 2^{24}$. Cependant, certains éléments de \mathcal{R} peuvent être facilement éliminés au regard des informations

obtenues et de la possibilité d'expression de ces informations. Les deux réductions suivantes sont proposées :

1. Toutes les règles étant supportées sont des généralisations (ensembles plus larges) des éléments focaux \mathcal{F} , i.e. $\mathcal{F} = \{X : X \subseteq \Theta, m(X) > 0\}$. Le support étant un pré-requis pour estimer la validité d'une règle, nous considérons par la suite que l'évaluation sera réduite à l'ensemble :

$$\mathcal{R}_r = \{r_{A,B} \in \mathcal{R} \mid \exists X \in \mathcal{F} \text{ tel que } X \subseteq A \times B\}$$

Cette réduction est schématisée en Figure 5.2 en partant de l'exemple d'un seul élément focal $A_i \times B_j \in \mathcal{F}$.

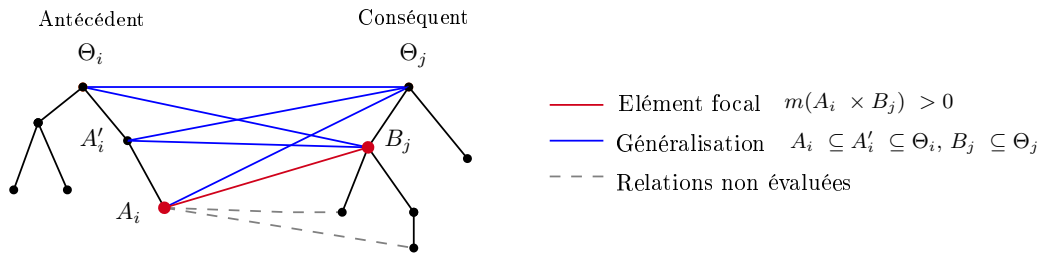


FIGURE 5.2 – Illustration de la réduction de l'espace de recherche à partir des éléments focaux.

2. L'espace de recherche peut également être réduit en utilisant la connaissance *a priori* définie dans des ontologies exprimant des taxonomies des valeurs sur les attributs. L'ontologie définissant les concepts d'intérêt pour un domaine, une réduction peut être appliquée en considérant uniquement les informations définies dans les taxonomies. L'exemple proposé en Figure 5.3 définit une structuration des informations considérée pour un attribut et les concepts associés qui sont évoqués. Une règle comportant par exemple l'information imprécise $\{nigeria, inde\} \subset \Theta_{localisation}$ qui n'évoque pas un concept spécifique ne présente pas d'intérêt.

Si on note \mathcal{O} l'ensemble des éléments d'intérêt pour le domaine considéré parmi les ensembles $A \times B$, la réduction suivante peut alors être définie :

$$\mathcal{R}_{r,t} = \{r_{A,B} \in \mathcal{R}_r \mid A \subseteq \prod_{i \in I_1} \Theta_i, B \subseteq \prod_{j \in I_2} \Theta_j, A \times B \in \mathcal{O}\}$$

Les relations entre les différents ensembles et les réductions définies jusqu'ici sont illustrées en Figure 5.4

5.5.3 Processus de sélection des règles

L'approche proposée a pour objectif la sélection d'un sous-ensemble \mathcal{R}^* des règles les plus pertinentes au regard de leurs évaluations sur l'ensemble de mesures d'intérêt. Celles-ci ont été définies préalablement et sont listées dans le Tableau 5.7. Nous

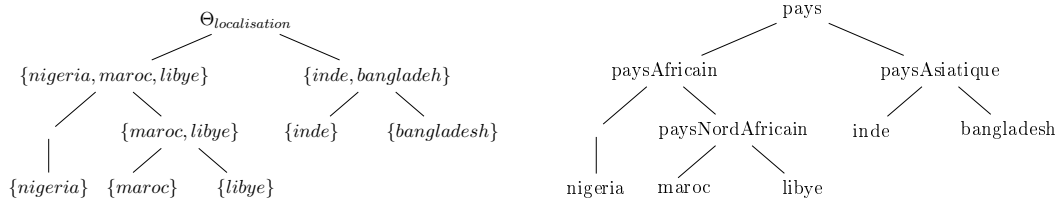


FIGURE 5.3 – Exemple d'une taxonomie d'informations sur un attribut et les concepts associés.

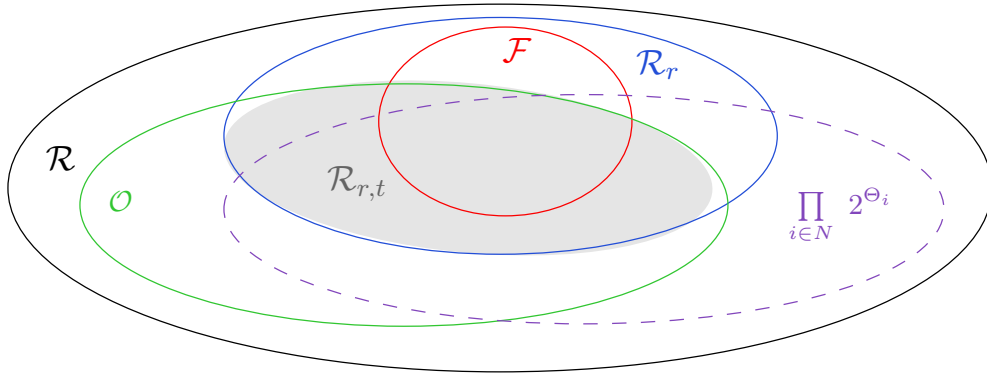


FIGURE 5.4 – Représentation des réductions de l'espace de recherche des règles.

considérons ici que les règles évaluées appartiennent à la restriction $\mathcal{R}_{r,t} \subseteq \mathcal{R}$ bien que cette condition puisse éventuellement être relaxée. L'ensemble des mesures d'intérêt est noté K (ici, $|K| = 9$) et $g_k(r)$ désigne le score de la règle r pour la mesure $k \in K$.

TABEAU 5.7 – Synthèse des mesures d'intérêt considérées dans le processus de sélection.

$k \in K$	Mesure	Formule $r : A \rightarrow B$, $r \in \mathcal{R}_{r,t}$	Sens de la préférence	Poids
1	Support de la règle	$g_1(r) = \text{supp}(r) = \text{Bel}(A \times B)$	maximiser	w_1
2	Confiance de la règle	$g_2(r) = \text{conf}(r) = \text{Bel}(B A)$	maximiser	w_2
3	Spécificité de la règle	$g_3(r) = \text{IC}(r)$	maximiser	w_3
4	$A \rightarrow \bar{B}$	$g_4(r) = \text{Bel}(A \times \bar{B})$	minimiser	w_4
5		$g_5(r) = \text{Bel}(\bar{B} A)$	minimiser	w_5
6	$\bar{A} \rightarrow B$	$g_6(r) = \text{Bel}(\bar{A} \times B)$	minimiser	w_6
7		$g_7(r) = \text{Bel}(B \bar{A})$	minimiser	w_7
8	$\bar{A} \rightarrow \bar{B}$	$g_8(r) = \text{Bel}(\bar{A} \times \bar{B})$	maximiser	w_8
9		$g_9(r) = \text{Bel}(\bar{B} \bar{A})$	maximiser	w_9

Les mesures de support, de confiance, de spécificité de $r : A \rightarrow B$ ainsi que le support et la confiance associés à $\bar{A} \rightarrow \bar{B}$ sont à maximiser. Les mesures de support et confiance associées aux relations $A \rightarrow \bar{B}$ et $\bar{A} \rightarrow B$ qui impactent négativement la pertinence de la règle sont naturellement à minimiser. Cependant, pour simplifier les notations, nous considérons que $g_k(r)$ est à maximiser pour tout $k \in K$. En effet, les

mesures considérées dans l'approche prenant des valeurs dans l'intervalle¹ $[0, 1]$, une mesure k à minimiser peut être changée en une mesure à maximiser en considérant $1 - g_k(r)$ au lieu de $g_k(r)$.

Le processus de sélection proposé comporte deux étapes qui permettent de sélectionner les meilleures règles au regard de l'ensemble de ces mesures bien que certaines puissent être conflictuelles (e.g. les mesures de support et de spécificité). Les règles sélectionnées reflèteront ainsi différents points de vue ou aspects d'intérêt.

5.5.3.1 Étape 1 : Élagage des règles basé sur la relation de dominance

Une réduction des règles concurrentes dans $\mathcal{R}_{r,t}$ est conduite en se concentrant sur les règles non-dominées au regard des mesures considérées dans K . Une règle r_1 domine une règle r_2 , noté $r_1 \succ r_2$, si et seulement si : r_1 est au moins égale à r_2 sur toutes les mesures et il existe une mesure pour laquelle r_1 est strictement supérieure à r_2 . Plus formellement, soient $r_1, r_2 \in \mathcal{R}_{r,t}$:

$$r_1 \succ r_2 \text{ ssi. } g_k(r_1) \geq g_k(r_2), \forall k \in K \text{ et } \exists j \in K \text{ tel que } g_j(r_1) > g_j(r_2).$$

L'ensemble de règles non-dominées est défini par :

$$\mathcal{R}_{r,t,d} = \{r \in \mathcal{R}_{r,t} \mid \nexists r' \in \mathcal{R}_{r,t} : r' \succ r\}$$

Cette première étape de sélection est basée uniquement sur les performances des règles qui sont évaluées à partir de l'analyse de la base de données, et de la structuration de l'information sur les attributs. A elle seule, la procédure de dominance objective est insuffisante pour réduire drastiquement l'espace de recherche. En effet, plus le nombre de mesures est grand, plus il est difficile qu'une règle soit dominée.

5.5.3.2 Étape 2 : Élagage des règles en appliquant Electre I.

Lorsque l'ensemble de règles non-dominées $\mathcal{R}_{r,t,d}$ reste trop conséquent pour être analysé manuellement par l'utilisateur final, nous proposons d'appliquer une procédure de sélection subjective basée sur la méthode de sélection Electre I. Cette méthode MCDA de surclassement permet d'exprimer de la subjectivité au travers de la définition des paramètres du modèle par le décideur [Roy, 1968]. Elle est utilisée ici afin d'identifier l'ensemble final de règles $\mathcal{R}^* \subseteq \mathcal{R}_{r,t,d}$.

Les fondements des méthodes de la famille Electre dont elle est issue ont été introduits dans la Section 4.2.2. Nous les rappelons donc ici de façon succincte.

La procédure Electre I consiste à (a) construire les relations de surclassement entre les paires de règles en les comparant sur chacune des mesures puis (b) exploiter ces relations de surclassement pour construire le sous-ensemble des meilleures règles \mathcal{R}^* . Ce sous-ensemble est tel que (i) toute règle exclue de $\mathcal{R}_{r,t,d}$ est surclassée par au

1. Excepté pour l'IC, mais cette mesure est à maximiser.

moins une règle de \mathcal{R}^* , (ii) les règles appartenant à \mathcal{R}^* ne se surclassent pas entre elles.

a) Relations de surclassement : La relation “ r surclasse r' ” (rSr') signifie que r est au moins aussi bonne que r' sur K , l'ensemble de mesures. L'hypothèse de surclassement rSr' est valide si : (i) elle est supportée par une coalition suffisante de mesures, et (ii) si aucune de ces mesures ne s'y oppose trop fortement. Ces conditions sont respectivement appelées indices de concordance $c(rSr')$ et de discordance $d(rSr')$ et sont tels que :

$$c(rSr') = \sum_{\{k : g_k(r) \geq g_k(r')\}} w_k \text{ et } d(rSr') = \max_{\{k : g_k(r) < g_k(r')\}} [g_k(r') - g_k(r)]$$

avec w_k l'importance relatives de la mesure k . Le surclassement rSr' est vérifié si $c(rSr') \geq \hat{c}$ et $d(rSr') \leq \hat{d}$; avec \hat{c} le seuil de concordance et \hat{d} le seuil de discordance. Ces deux seuils sont définis par l'utilisateur final.

b) Exploitation des relations de surclassement : un graphe orienté de surclassement, est obtenu à partir des comparaisons par paires. On note ce graphe $G = (R_{r,t,d}, A)$, où pour $r_1, r_2 \in R_{r,t,d}$, $(r_1, r_2) \in A$ si r_1Sr_2 . Le noyau de ce graphe correspond à l'ensemble réduit et final de règles \mathcal{R}^* à considérer, et tel que :

$$\begin{aligned} & - \forall r' \in R_{r,t,d} \setminus \mathcal{R}^*, \exists r \in \mathcal{R}^* : rSr', \text{ et} \\ & - \forall (r, r') \in \mathcal{R}^* \times \mathcal{R}^*, \text{non}(rSr'). \end{aligned} \quad (5.15)$$

où $\text{non}(rSr')$ signifie que r ne surclasse pas r' .

Cette réduction subjective basée sur Electre I nécessite la définition de l'ensemble des paramètres du modèle, soient : les poids $w_k, \forall k \in K$, et les seuils de concordance et de discordance \hat{c} et \hat{d} . Le choix de la valeur de ces paramètres sera plus amplement discuté dans l'illustration de cette approche proposée Section 5.6. Rappelons d'autres part que les techniques d'identification des paramètres ont été évoquées dans le chapitre précédent, e.g. la procédure SIMOS pour déterminer les poids.

Notons qu'il existe des cas particuliers où les évaluations du support et de la confiance de $\bar{A} \rightarrow B$ et $\bar{A} \rightarrow \bar{B}$ peuvent conduire à des valeurs indéfinies. Ces cas indéfinis sont problématiques puisque le processus de sélection basé sur la dominance et Electre I requiert de comparer les règles suivant le même ensemble de mesures ; ils méritent donc attention.

Prenons l'exemple de $\bar{A} \rightarrow B$, sa confiance $Bel(B|\bar{A})$ sera indéfinie lorsque les deux conditions suivantes sont vérifiées (cf. Équation (5.9)) :

- (i) $\bar{A} \times B$ ne contient aucun élément focal, i.e. $Bel(\bar{A} \times B) = 0$
- (ii) aucun ensemble contenant $\bar{A} \times \bar{B}$ n'a été observé, i.e. $Pl(\bar{A} \times \bar{B}) = 0$.

L'information \bar{A} ne contient donc aucun élément focal, $Bel(\bar{A} \times \prod_{j \in I_2} \Theta_j) = 0$, ce qui signifie que B n'a pas été observé dans d'autres contextes que A (ou ses sous-ensembles). Ce résultat tend à renforcer la pertinence de $A \rightarrow B$. Par conséquent, l'évaluation globale de $r_{A,B}$ ne doit pas être diminuée par $\bar{A} \rightarrow B$. Le support et la confiance de $\bar{A} \rightarrow B$ doivent être minimisés, i.e. $g_6(r_{A,B})$ et $g_7(r_{A,B})$ dans le Tableau 5.7. Comme $g_6(r_{A,B}) = 0$, $r_{A,B}$ obtient la performance maximale sur ce critère. En revanche, la confiance de $\bar{A} \rightarrow B$ étant indéfinie et puisque les règles doivent impérativement être comparées suivant les mêmes mesures, celle-ci doit être remplacée par une valeur pour $g_7(r_{A,B})$ qui ne pénalisera pas $r_{A,B}$ vis-à-vis des autres règles de $\mathcal{R}_{r,t,d}$.

Pour satisfaire cette exigence, les valeurs indéfinies seront donc substituées par une valeur arbitraire. Celle-ci doit être fixée de manière à ne pas pénaliser ni favoriser l'évaluation globale de la règle $A \rightarrow B$. Nous choisissons ici de prendre la médiane des valeurs sur la mesure g_6 (resp. g_8). Dans le cas où on dispose de suffisamment de données/statistiques, au lieu de prendre une valeur arbitraire, nous pourrions considérer que $A \rightarrow B$ obtient le meilleur score sur les mesures où la valeur est indéfinie. En effet, si l'échantillon disponible est suffisamment grand, ce qui se passe sur \bar{A} ne remettra jamais en cause $A \rightarrow B$.

Notons que les cas indéfinis ne concernent pas $A \rightarrow \bar{B}$ puisque $A \rightarrow B$ implique la preuve de A ($Bel(A) > 0$).

La Figure 5.5 résume le processus de sélection progressif des règles avec les ensembles \mathcal{R}_r , $\mathcal{R}_{r,t}$ issus des deux premières réductions proposées, et $\mathcal{R}_{r,t,d}$, \mathcal{R}^* obtenus par les étapes de sélection 1 et 2.

Notons que le processus de sélection défini n'utilise pas de seuils minimaux sur les mesures d'intérêt pour élaguer les règles inintéressantes comme cela est classiquement fait en ARM. Cette technique aboutit généralement à une réduction drastique du nombre de règles, des seuils mal choisis peuvent être très impactants sur la sélection des règles. De plus, dans notre procédure, la méthode Electre I qui est non compensatoire garantit la sélection de règles présentant un bon compromis au regard des différentes mesures d'intérêt considérées.

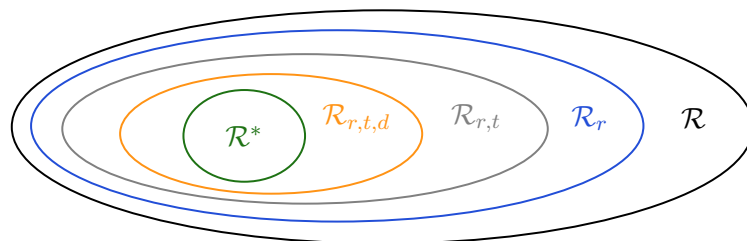


FIGURE 5.5 – Synthèse des différentes réductions et sélections de règles proposées.

5.6 Illustration

Afin d'illustrer l'approche proposée, nous prenons le cas d'application de missions humanitaires menées en situations d'urgence et utilisées dans le cadre de l'approche de RetEx. Pour l'illustration, la base de données, notée \mathcal{D} , considérée comporte des observations qui décrivent ces situations d'urgence suivant quatre attributs : (1) le type de catastrophe affronté, *Disaster Type*, (2) la saison, *Season*, (3) l'environnement dans lequel la mission se déroule : *Environment*, (4) l'évaluation de la situation au regard du coût humain, *Human Cost*.

Nous ferons par la suite référence à ces attributs par leurs indices, ils prennent respectivement des valeurs discrètes dans les cadres de discernement suivants :

- $\Theta_1 = \{tsunami, earthquake, epidemic, conflict, pop.displacement\}$
- $\Theta_2 = \{spring, summer, autumn, winter\}$
- $\Theta_3 = \{urban, rural\}$
- $\Theta_4 = \{low, medium, high, veryHigh\}$

Pour chaque attribut, de la connaissance *a priori* est définie dans des ontologies déterminant ainsi les informations d'intérêt sur chaque attribut. Celles-ci sont définies dans les représentations proposées en Figure 5.6.

Dans ce cas d'étude spécifique, l'objectif de la découverte des règles d'association est de souligner l'influence des caractéristiques contextuelles d'une situation sur l'évaluation de celle-ci en termes de *coût humain*. Par conséquent, les règles recherchées $r : A \rightarrow B$ sont telles que les attributs de l'ensemble $I_1 = \{1, 2, 3\}$ composent l'*antécédent* des règles et ceux de $I_2 = \{4\}$ constituent le *conséquent*.

La base de données comporte des observations sur 14 situations, données dans le Tableau 5.8. Parmi celles-ci, des informations sur les attributs sont exprimées avec de l'imprécision, e.g. l'information sur l'attribut *Human cost* peut être imprécise telle que "*human Cost is High or VeryHigh*".¹ Lorsque des observations sont manquantes, l'ignorance totale est considérée. Dans cette configuration, la taille initiale de l'ensemble de règles étudié \mathcal{R} est $2^{|\prod_{i=1}^4 \Theta_i|} = 2^{160}$. Comme nous considérons séparément

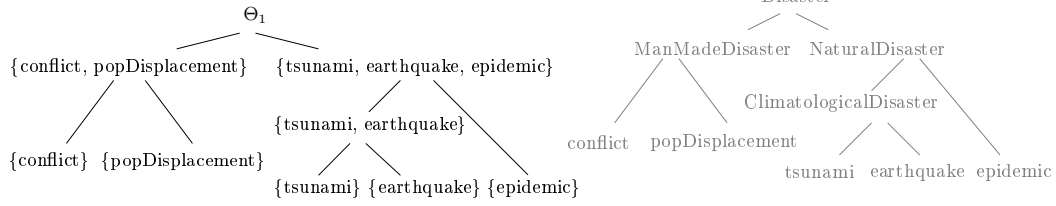
$\prod_{i=1}^3 \Theta_i$ et Θ_4 , finalement, la taille de \mathcal{R} est $2^{|\prod_{i=1}^3 \Theta_i|} \times 2^{|\Theta_4|} = 2^{40} \times 2^4 = 2^{44}$.

Dans l'approche proposée (Section 5.5), deux réductions préliminaires sont définies afin de se concentrer sur les règles avec un support non-nul et impliquant les informations d'intérêt (cf. Figure 5.6). En appliquant ces réductions, nous obtenons un espace de recherche réduit $\mathcal{R}_{r,t}$ composé de 484 règles.

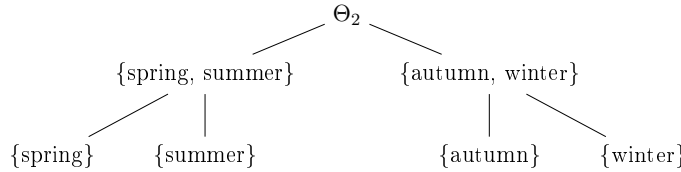
Considérons la fonction de masses $m : 2^{\prod_{i=1}^4 \Theta_i} \rightarrow [0, 1]$ représentant les informations de la base de données. L'ensemble des éléments focaux sont les éléments ayant été enregistrés au moins une fois dans la base de données. Pour un élément focal $F \subseteq$

1. Pour la simplification des calculs pour l'illustration, nous considérons l'imprécision sur chaque attribut et non un vecteur imprécis.

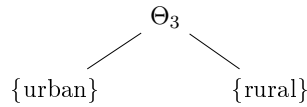
Attribut 1 : *Disaster type*



Attribut 2 : *Season*



Attribut 3 : *Environment*



Attribut 4 : *Human cost*

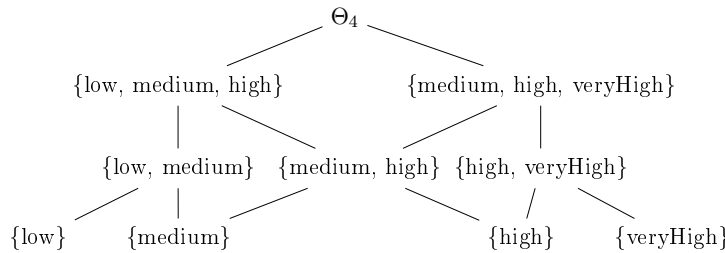


FIGURE 5.6 – Taxonomies définissant les valeurs d'intérêt pour les quatre attributs considérés.

TABLEAU 5.8 – Base d'observations exprimées à partir d'informations précises, imprécises ou manquantes (-).

	Disaster Type	Season	Environment	Human Cost
d_1	{ <i>earthquake</i> }	{ <i>autumn</i> }	{ <i>rural</i> }	{ <i>medium</i> }
d_2	{ <i>tsunami</i> }	{ <i>autumn</i> }	{ <i>urban</i> }	{ <i>medium</i> }
d_3	{ <i>epidemic</i> }	-	{ <i>urban</i> }	{ <i>veryHigh</i> }
d_4	{ <i>earthquake, epidemic, tsunami</i> }	{ <i>spring</i> }	-	{ <i>high, veryHigh</i> }
d_5	{ <i>epidemic</i> }	{ <i>spring</i> }	{ <i>urban</i> }	{ <i>high</i> }
d_6	{ <i>epidemic</i> }	{ <i>spring, summer</i> }	-	{ <i>high, veryHigh</i> }
d_7	{ <i>epidemic</i> }	{ <i>spring, summer</i> }	{ <i>urban</i> }	{ <i>high, veryHigh</i> }
d_8	{ <i>epidemic</i> }	{ <i>spring, summer</i> }	{ <i>urban</i> }	{ <i>veryHigh</i> }
d_9	{ <i>earthquake, epidemic, tsunami</i> }	{ <i>summer</i> }	{ <i>rural</i> }	{ <i>high</i> }
d_{10}	{ <i>epidemic</i> }	{ <i>summer</i> }	{ <i>urban</i> }	{ <i>high</i> }
d_{11}	{ <i>epidemic</i> }	{ <i>summer</i> }	{ <i>urban</i> }	{ <i>veryHigh</i> }
d_{12}	{ <i>earthquake</i> }	{ <i>winter</i> }	{ <i>rural</i> }	{ <i>high, medium, veryHigh</i> }
d_{13}	{ <i>earthquake</i> }	{ <i>winter</i> }	{ <i>rural</i> }	{ <i>low</i> }
d_{14}	{ <i>earthquake, epidemic, tsunami</i> }	{ <i>winter</i> }	{ <i>rural</i> }	{ <i>high</i> }

$\prod_{i=1}^4 \Theta_i$, $m(F)$ est calculée à partir des fréquences d'observation de F dans la base de données. Ensuite, pour les événements de type $A \times B$ qui nous intéressent, les mesures $Bel(A \times B)$, $Pl(A \times B)$, $Bel(\bar{A} \times B)$, $Pl(\bar{A} \times B)$, etc. sont déduites à partir des valeurs

$m(F)$. Le processus d'évaluation et de sélection des règles est ensuite appliqué à $\mathcal{R}_{r,t}$ en utilisant les 9 mesures d'intérêt proposées dans le Tableau 5.7.

L'utilisation de la règle de dominance pour la sélection des règles (Étape 1/2) permet d'identifier un ensemble de 18 règles non-dominées $\mathcal{R}_{r,t,d}$ parmi les 484 règles initialement considérées. Ces règles non-dominées sont listées dans le Tableau 5.9 et indexées de r_0 à r_{17} .

Le sélection avec Electre I est ensuite appliquée à l'ensemble de règles non-dominées $\mathcal{R}_{r,t,d}$ (Étape 2/2). Les sous-ensembles de règles sélectionnées -i.e. \mathcal{R}^* - correspondants à différents ensembles de paramètres du modèle d'Electre I sont donnés dans le Tableau 5.11. Les résultats étant sensibles aux valeurs des paramètres fixées, nous proposons de discuter différentes configurations de paramètres. Pour rappel, ces paramètres sont : les poids accordés aux mesures d'intérêt, et les seuils de concordance et de discordance. Ils représentent les préférences de l'utilisateur final et peuvent être donnés directement, les poids w_k peuvent également être élicités en utilisant par exemple la procédure de pondération de Simos, [Figueira et Roy, 2002].

TABLEAU 5.9 – Ensemble de règles non-dominées, $\mathcal{R}_{r,t,d}$.

	Disaster Type		Season		Environment		Human Cost
r_0 :	{ <i>earthquake</i> }	\wedge	{ <i>autumn</i> }	\wedge	{ <i>rural</i> }	\rightarrow	{ <i>medium</i> }
r_1 :	{ <i>earthquake, tsunami</i> }	\wedge	{ <i>autumn</i> }	\wedge	Θ_3	\rightarrow	{ <i>medium</i> }
r_2 :	{ <i>tsunami</i> }	\wedge	{ <i>autumn</i> }	\wedge	{ <i>urban</i> }	\rightarrow	{ <i>medium</i> }
r_3 :	{ <i>earthquake, epidemic, tsunami</i> }	\wedge	Θ_2	\wedge	Θ_3	\rightarrow	Θ_4
r_4 :	{ <i>earthquake, epidemic, tsunami</i> }	\wedge	Θ_2	\wedge	Θ_3	\rightarrow	{ <i>high, medium, veryHigh</i> }
r_5 :	{ <i>earthquake, epidemic, tsunami</i> }	\wedge	Θ_2	\wedge	Θ_3	\rightarrow	{ <i>high, veryHigh</i> }
r_6 :	{ <i>epidemic</i> }	\wedge	Θ_2	\wedge	Θ_3	\rightarrow	{ <i>high, veryHigh</i> }
r_7 :	{ <i>epidemic</i> }	\wedge	Θ_2	\wedge	{ <i>urban</i> }	\rightarrow	{ <i>veryHigh</i> }
r_8 :	{ <i>earthquake</i> }	\wedge	{ <i>autumn, winter</i> }	\wedge	{ <i>rural</i> }	\rightarrow	{ <i>medium</i> }
r_9 :	{ <i>earthquake, tsunami</i> }	\wedge	{ <i>autumn, winter</i> }	\wedge	Θ_3	\rightarrow	{ <i>low, medium</i> }
r_{10} :	{ <i>earthquake, tsunami</i> }	\wedge	{ <i>autumn, winter</i> }	\wedge	Θ_3	\rightarrow	{ <i>medium</i> }
r_{11} :	{ <i>earthquake, epidemic, tsunami</i> }	\wedge	{ <i>spring, summer</i> }	\wedge	Θ_3	\rightarrow	{ <i>high, veryHigh</i> }
r_{12} :	{ <i>epidemic</i> }	\wedge	{ <i>spring, summer</i> }	\wedge	Θ_3	\rightarrow	{ <i>high, veryHigh</i> }
r_{13} :	{ <i>epidemic</i> }	\wedge	{ <i>spring, summer</i> }	\wedge	{ <i>urban</i> }	\rightarrow	{ <i>high, veryHigh</i> }
r_{14} :	{ <i>epidemic</i> }	\wedge	{ <i>spring, summer</i> }	\wedge	{ <i>urban</i> }	\rightarrow	{ <i>veryHigh</i> }
r_{15} :	{ <i>epidemic</i> }	\wedge	{ <i>summer</i> }	\wedge	{ <i>urban</i> }	\rightarrow	{ <i>high, veryHigh</i> }
r_{16} :	{ <i>epidemic</i> }	\wedge	{ <i>summer</i> }	\wedge	{ <i>urban</i> }	\rightarrow	{ <i>veryHigh</i> }
r_{17} :	{ <i>earthquake</i> }	\wedge	{ <i>winter</i> }	\wedge	{ <i>rural</i> }	\rightarrow	{ <i>low</i> }

Parmi les mesures d'intérêt considérées, conformément à la littérature, nous supposons que la *support*, la *confiance* mais également l'*IC* sont les mesures les plus significatives en vue de caractériser l'intérêt d'une règle. Par conséquent, nous suggérons que les poids les plus importants leurs soient attribués. A l'inverse, nous considérons que les autres mesures – portant sur les compléments de la règle – sont secondaires et fourniront des informations supplémentaires pour comparer et critiquer la pertinence des règles.

Dans le premier ensemble de paramètres (*a*) (cf. Tableau 5.11), le poids alloué au support et à la confiance est maximisé afin de représenter 60% des votes requis pour le surclassement (i.e. pour dépasser $\hat{c} = 0.7$). Ce modèle aura tendance à favoriser les règles ayant une large imprécision, étant bien supportées et donc fiables puisque $Bel(B|A) \geq Bel(A \times B)$. Par exemple, dans cette configuration (*a*), les règles r_3 , r_6 , r_{11} (voir Tableaux 5.11 et 5.9) sont parmi les règles sélectionnées dans \mathcal{R}^* , avec par exemple r_3 qui contient une imprécision totale sur trois des quatre attributs considérés.

Lorsque le seuil de discordance \hat{d} est restreint à 0.2 comme dans les cas (b), (c), (d), cela tend à augmenter la taille du noyau bien que plus de la moitié des règles parmi l'ensemble des règles non-dominées soit toujours rejetée.

Avec le modèle des paramètres (d) et $\hat{d} = 0.3$, une plus grande importance est donnée à la *confiance* et à l'*IC* : 71% du pouvoir de vote nécessaire pour vérifier la condition de surclassement $\hat{c} = 0.7$ est attribué à ces deux mesures. Par conséquent, une règle avec un meilleur score sur la *confiance*, l'*IC* et sur certaines autres mesures –à l'exception du *support*– peut être sélectionnée tout en étant faiblement supportée. La sélection de la règle r_{17} (cas (d), $\hat{d} = 0.3$) en est par exemple une illustration.

Enfin, la configuration de paramètres (e) revient à considérer uniquement les trois mesures principales et ce avec une importance égale. Dans le cas d'étude proposé, cela permet de rejeter seulement quatre règles supplémentaires en comparaison avec la règle de dominance (Étape 1/2). Ceci peut être expliqué par le fait que l'absence de dominance entre les règles est plus fréquent. Finalement, les configurations de paramètres (b), (c) ou (d) avec $\hat{d} = 0.2$, qui favorisent le *support*, la *confiance* et l'*IC* au regard des autres mesures semblent aboutir à des résultats intéressants. Cette configuration permet la sélection de règles précises et imprécises, telles que r_{16} et r_{13} ,

TABLEAU 5.10 – Évaluations des règles non-dominées ($r : A \rightarrow B$) sur 9 mesures ($\forall k \in \{4, 5, 6, 7\}$, $1 - g_k(r)$ est considéré, ainsi toutes les mesures doivent être maximisées.)

	<i>supp</i> (r)	<i>conf</i> (r)	<i>IC</i> (r)	$1 - Bel(A \times \bar{B})$	$1 - Bel(\bar{B} A)$	$1 - Bel(\bar{A} \times B)$	$1 - Bel(B \bar{A})$	$Bel(\bar{A} \times \bar{B})$	$Bel(\bar{B} \bar{A})$
$g_k(r)$	$g_1(r)$	$g_2(r)$	$g_3(r)$	$1 - g_4(r)$	$1 - g_5(r)$	$1 - g_6(r)$	$1 - g_7(r)$	$g_8(r)$	$g_9(r)$
r_0	0.071	1	1	1	1	0.929	0.924	0.785	0.846
r_1	0.143	1	0.779	1	1	1	1	0.785	0.917
r_2	0.071	1	1	1	1	0.929	0.924	0.785	0.846
r_3	1	1	0.150	1	1	1	0.513	0	0.330
r_4	0.929	0.928	0.226	0.929	0.929	1	0.513	0	0.330
r_5	0.714	0.714	0.311	0.786	0.786	1	0.513	0	0.330
r_6	0.5	1	0.507	1	1	1	1	0.214	0.428
r_7	0.214	0.375	0.728	0.858	0.752	1	1	0.357	0.625
r_8	0.071	0.25	0.890	0.929	0.669	0.929	0.91	0.642	0.9
r_9	0.214	0.601	0.558	1	1	1	1	0.642	1
r_{10}	0.143	0.4	0.669	0.929	0.752	1	1	0.642	1
r_{11}	0.571	1	0.473	1	1	0.929	0.801	0.214	0.5
r_{12}	0.429	1	0.669	1	1	0.929	0.801	0.214	0.374
r_{13}	0.357	1	0.779	1	1	0.858	0.668	0.214	0.333
r_{14}	0.143	0.285	0.890	0.858	0.752	1	1	0.357	0.556
r_{15}	0.143	1	0.890	1	1	0.715	0.5	0.214	0.25
r_{16}	0.071	0.25	1	0.929	0.835	1	1	0.428	0.5
r_{17}	0.071	0.334	1	0.929	0.502	1	1	0.785	1

TABLEAU 5.11 – Ensembles finaux de règles (\mathcal{R}^*) obtenus avec la sélection basée sur Electre I pour quatre configurations de paramètres (a à e).

Différents ensembles de valeurs de paramètres, avec $\hat{c} = 0.7$											
	w_1	w_2	w_3	w_4	w_5	w_6	w_7	w_8	w_9	\hat{d}	\mathcal{R}^*
a	0.27	0.15	0.1	0.08	0.08	0.08	0.08	0.08	0.08	0.3	$\{r_1, r_3, r_6, r_9, r_{11}\}$
b	0.18	0.18	0.18	0.1	0.1	0.1	0.1	0.03	0.03	0.3	$\{r_1, r_3, r_6\}$
										0.2	$\{r_0, r_1, r_2, r_3, r_6, r_{13}, r_{16}, r_{17}\}$
c	0.12	0.2	0.2	0.08	0.08	0.08	0.08	0.08	0.08	0.3	$\{r_1, r_3, r_6\}$
										0.2	$\{r_0, r_1, r_2, r_3, r_6, r_{13}, r_{16}, r_{17}\}$
d	0.15	0.25	0.25	0.05	0.05	0.05	0.05	0.075	0.075	0.3	$\{r_1, r_3, r_6, r_{17}\}$
										0.2	$\{r_0, r_1, r_2, r_3, r_6, r_{13}, r_{16}, r_{17}\}$
e	0.33	0.33	0.34	0	0	0	0	0	0	0.3	$\mathcal{R}_{r,t,d} \setminus \{r_8, r_{10}, r_{16}, r_{17}\}$

et d'intérêt au regard de l'ensemble initial d'observations.

$$r_{16} : \{epidemic\} \wedge \{summer\} \wedge \{urban\} \rightarrow \{veryHigh\}$$

$$r_{13} : \{epidemic\} \wedge \{spring, summer\} \wedge \{urban\} \rightarrow \{high, veryHigh\}$$

Dans l'ensemble de données initial – cf. Tableau 5.8 – les informations imprécises $\{spring, summer\}$ pour l'attribut *season* ou $\{high, veryHigh\}$ pour *Human Cost* sont fréquemment observées. Sélectionner dans \mathcal{R}^* la règle r_{13} comportant ces deux valeurs – $\{spring, summer\}$ et $\{high, veryHigh\}$ – n'est donc pas surprenant.

Nous proposons l'interprétation suivante de la règle r_{13} : l'analyse de la base de données tend à relier l'occurrence d'épidémies dans les zones urbaines à une saison spécifique – *spring* ou *summer* – et au coût humain élevé ou très élevé. En particulier, la règle semble être valide pour au moins l'une des conjonctions suivantes : “*summer* et *high human cost*”, “*summer* et *very High human cost*”, “*spring* et *high*” ou “*spring* et *veryHigh*”. La règle r_{13} étant imprécise, elle donne lieu à 4 règles précises candidates :

$$\begin{aligned} &\{epidemic\} \wedge \{spring\} \wedge \{urban\} \rightarrow \{high\} \\ &\{epidemic\} \wedge \{spring\} \wedge \{urban\} \rightarrow \{veryHigh\} \\ &\{epidemic\} \wedge \{summer\} \wedge \{urban\} \rightarrow \{high\} \\ &\{epidemic\} \wedge \{summer\} \wedge \{urban\} \rightarrow \{veryHigh\} \end{aligned}$$

Toutes ces règles sont plausibles, mais sans plus d'informations aucune ne peut être distinguée.

Dans cette illustration, différents ensembles de paramètres et leurs résultats en termes de règles sélectionnées ont été présentés. Cependant, ces paramètres doivent être fixés par l'utilisateur final de manière à traduire ses préférences.

Pour approfondir la discussion sur ces résultats, il est intéressant de noter que toutes les mesures considérées pour la comparaison des règles, à l'exception de l'*IC*, sont basées sur la fréquence des observations. Afin de compenser la prépondérance de ce facteur dans l'évaluation des règles, il pourrait être pertinent d'ajouter des mesures d'intérêt subjectives et non pas seulement basées sur les données. Les mesures d'intérêt subjectives ont été largement étudiées dans la littérature, nous en avons mentionnées quelques unes précédemment (cf. Section 5.2.2). En s'appuyant sur ces travaux, nous pourrions inclure des mesures basées par exemple, sur les règles ou conjonctions de valeurs d'attributs attendues par l'utilisateur.

Notons, que l'ajout de mesures supplémentaires (en particulier basées sur les données), telles que celles proposées dans la littérature pour les algorithmes classiques d'ARM – e.g., lift, jaccard... – n'est pas nécessairement facile dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance. Cela implique en effet de définir l'expression et la signification exactes de ces mesures dans ce cadre théorique.

Enfin, l'étude des dépendances au sein des mesures basées sur la fréquence et leur prise en compte dans le processus de sélection représente une autre perspective d'amélioration pour l'approche proposée.

5.7 Synthèse

La découverte de règles d'association à partir de données imparfaites est un véritable challenge pour nombre d'applications réelles, traitant des données entachées d'imprécision et d'incertitude. L'approche que nous avons proposée dans ce chapitre permet de manipuler des données imprécises et d'en dériver des règles dans un contexte spécifique satisfaisant les conditions suivantes :

- l'antécédent et le conséquent sont fixés (sous-ensembles d'attributs prédéfinis) ¹ ;
- les attributs prennent des valeurs discrètes dans un ensemble fini (i.e. le cadre de discernement) ;
- le cadre de discernement est exhaustif ;
- les informations manquantes sont traitées de la même manière que l'ignorance totale.

En s'appuyant sur la théorie des fonctions de croyance et les méthodes MCDA, le cadre proposé enrichit l'expressivité des travaux existants et définit une nouvelle procédure de sélection pour l'identification des règles imprécises les plus intéressantes selon plusieurs points de vue. Dans cet objectif, différentes mesures d'intérêt ont été proposées et exploitées dans une procédure de sélection comportant deux étapes basées respectivement sur la relation de dominance et Electre I. Une réduction de l'espace de recherche des règles utilisant de la connaissance *a priori* est également proposée. Elle vise à cibler et faciliter le processus de découverte en intégrant de la connaissance définie dans des ontologies de domaine.

Comme évoqué précédemment, une des améliorations possibles de l'approche concerne l'ajout de mesures d'intérêts. L'intégration de mesures subjectives, en particulier, permettrait d'enrichir l'ensemble de mesures considérées actuellement et basées sur les fréquences d'observations. Les mesures subjectives requièrent généralement une forte implication de l'utilisateur final (processus itératif sur la base d'un *feedback*, système de croyance à expliciter...). Or, dans le cadre de la démarche de Retex dans lequel s'inscrit cette approche d'ARM, nous cherchons à maîtriser l'implication de l'utilisateur. L'étude des corrélations entre les mesures et leur prise en compte dans une autre méthode de surclassement serait également intéressante.

Par ailleurs, d'autres perspectives visant à étendre l'approche aux données incertaines ou à des valeurs continues pourraient être envisagées. Notons qu'une extension de la théorie des fonctions de croyance aux valeurs continues a été proposée par Smets [2005].

L'approche proposée ici est appliquée à un cas d'étude restreint à des fins d'illustration, et sur lequel nous avons pu discuter l'influence du choix des paramètres sur la sélection des règles. Cependant, des évaluations complètes et rigoureuses de la complexité algorithmique et de la performance de l'approche doivent être discutées.

1. Une hypothèse similaire est faite dans travaux de Hewawasam et al. [2005] et Samet et al. [2016] qui traitent des tâches de classification, le conséquent correspond à l'étiquette d'une classe.

La comparaison des performances – en termes de temps de calcul et d’efficacité – avec les approches existantes, [Hewawasam et al., 2007; Tobji et al., 2009; Samet et al., 2016] est délicate. En effet, les algorithmes proposés se concentrent en partie sur cet aspect performance en se basant sur le principe de l’algorithme Apriori et la propriété d’anti-monotonie du support. Différentes structures de données ou réécriture du support s’affranchissant du produit cartésien sont également proposées dans cet objectif. Dans le cadre de notre approche, d’une part nous ne considérons pas le même cadre de modélisation, d’autre part nous avons privilégié le processus de sélection des règles et leur qualité en intégrant d’autres mesures que le support et la confiance. De plus, nous n’utilisons pas de seuils sur ces mesures comme cela est fait dans les autres travaux.

Néanmoins, la complexité algorithmique et les problématiques d’efficacité de la procédure restent des défis ouverts à aborder pour la découverte de règles impliquant de nombreux attributs (i.e. bases de données de grande dimension). Soulignons que la complexité et l’efficacité des calculs dans le cadre des fonctions de croyance sont des problématiques à part entière et font notamment l’objet de travaux récents, e.g. Polpitiya et al. [2017] s’intéressent spécifiquement au calcul de la croyance conditionnelle.

La performance de notre approche mériterait cependant d’être évaluée en termes de pertinence des règles extraites. Pour cela, une première piste consisterait à évaluer le *rappel* et la *précision* de l’approche. Il s’agit alors de définir un attendu – une ou des règles imprécises – à partir duquel doit être généré la base d’observations permettant de retrouver ce résultat. La difficulté réside ici dans la définition du modèle permettant de générer des données avec de l’imprécision, et en prenant en compte les différentes mesures considérées. Une solution pourrait être de définir un modèle génératif précis, puis d’y introduire de l’imprécision, il s’agirait alors de vérifier si les règles identifiées avec l’approche restent *conformes* à l’attendu (e.g. règle plus générale que celle attendue).

Une validation par les experts, basée sur un jeu de données réelles, pourrait également être envisagée. Cependant, l’intérêt du processus d’ARM réside notamment dans la découverte de règles inattendues pour l’expert, ce qui peut être une limite à ce système de validation.

A l’échelle de la démarche de RetEx, la mise en œuvre de cette approche d’ARM sert le processus de découverte de connaissances. La finalité de cette dernière étape de l’approche de RetEx est d’identifier des caractéristiques – valeurs d’attributs – discriminantes pouvant expliquer les valeurs prises par des critères d’intérêt. Nous exprimons ici ces relations sous la forme de règles d’association.

Chaque observation de la base de données considérée correspond à la description précise ou imprécise d’une expérience. L’approche d’ARM proposée permet la découverte de règles dont l’antécédent est composé des caractéristiques des expériences et le conséquent de scores observés sur les critères d’intérêt. Ces règles pourront être interprétées en enseignements.

Chapitre 6

Illustration de l'approche de RetEx

Sommaire

6.1	Introduction	141
6.2	Etape A - Représentation des expériences passées	142
6.2.1	Constitution de la base d'expériences	143
6.2.2	Base de connaissances RDF et représentation d'intérêt pour l'exploitation	152
6.3	Exploitation de la base d'expériences pour la découverte de connaissances	154
6.3.1	Etape B - Guider le RetEx	155
6.3.2	Etape C - Découverte de règles d'association	166
6.4	Synthèse	175

6.1 Introduction

L'objectif de ce dernier chapitre est de proposer une synthèse méthodologique illustrée de l'approche de RetEx qui a été définie dans les chapitres précédents. Celle-ci s'articule suivant trois étapes : (A) la représentation des expériences passées, (B) l'orientation du RetEx, (C) la découverte de connaissances. L'illustration sera construite à partir du cadre applicatif proposé par l'ONG Médecins Sans Frontières : l'étude de différentes missions impliquant des interventions logistiques de type *distribution*. Il s'agit du déploiement et du support d'activités de masse visant à fournir des soins préventifs ou curatifs, des vivres, des compléments alimentaires, des articles non-vivres à une large population dans un espace donné et une période limitée.¹ Les campagnes de vaccination, la chimio-prévention du paludisme saisonnier (CPS) ou encore la distribution de kits de première nécessité vont mobiliser ce type d'intervention logistique. Nous les appellerons plus généralement *missions de distribution*. Elles peuvent être menées dans des contextes d'urgence très variés : catastrophes naturelles, déplacements de population... Elles reposent pourtant sur la mise en œuvre d'un processus logistique similaire et mobilisent des activités semblables (acheminement, stockage,

1. Issu de la définition de la typologie logistique de MSF Paris.

tournées de distribution...). En revanche, les décisions stratégiques au sein de ces activités, telles que le choix d'un mode d'acheminement approprié, sont faites au regard du contexte et impacteront le succès ou l'échec de la mission.

Nous nous baserons donc sur ce contexte applicatif, qui présente des contraintes cohérentes avec la démarche de RetEX proposée (voir Section 3.1.1). Notons toutefois que les jeux de données ont été construits à titre d'illustration, ils sont volontairement simplifiés et ne prétendent pas refléter fidèlement l'expertise du métier ; il en sera de même pour les résultats qui en découlent. Nous abordons dans une première partie les éléments liés à l'acquisition des données sur les expériences passées et à leur formalisation (Étape A). Nous traiterons dans un second temps les étapes du RetEX liées à l'exploitation de la base d'expériences pour la découverte de connaissances (Étapes B et C).

6.2 Etape A - Représentation des expériences passées

La première étape de l'approche proposée a pour objectif la définition d'une base d'expériences permettant de réutiliser et d'analyser *via* des traitements semi-automatisés l'information collectée sur les différentes expériences passées. Dans cet objectif, il est nécessaire :

- de définir un cadre de formalisation permettant de valoriser les données sur les expériences passées, i.e. une structure générique et standardisée
- de constituer la base d'expériences, i.e. exprimer de la connaissances sur chaque expérience.

Pour cela l'approche s'appuie sur les techniques de représentation des connaissances. Elles fournissent des cadres formels pour exprimer la connaissance d'un domaine particulier – ici la connaissance sur les missions de distribution – à partir d'un vocabulaire contrôlé, structuré et avec une sémantique non-ambigüe, et telle que celle-ci soit manipulable par une machine.

Le formalisme des Logiques de Description adopté dans cette approche (voir Section 3.2.1) distingue deux niveaux de représentation des connaissances (cf. Figure 2.5). Le niveau terminologique (T-box) introduit les connaissances générales d'un domaine d'application (i.e. vocabulaire du domaine, structuration des valeurs). Le niveau assertionnel (A-box) définit des connaissances spécifiques (décrit un état spécifique du domaine). La T-Box et la A-Box forment une base de connaissances. La construction du référentiel de connaissance peut donc être assimilée à la T-box, et permettra dans un second temps d'exprimer de la connaissance sur les expériences sous la forme de faits (A-Box).

6.2.1 Constitution de la base d'expériences

6.2.1.1 Structuration de la base RDF

La première phase consiste donc à définir le référentiel de connaissances (T-Box), c'est à dire la définition et la structuration des concepts permettant de décrire les expériences passées (ici missions) suivant une structure générique et standardisée.

Il n'existe pas de modèle générique figé et communément admis pour décrire une expérience, plusieurs variantes ont été proposées dans la littérature, mais considèrent des concepts similaires. Il s'agit en règle générale de la représentation structurée d'un événement, survenu dans un *contexte* donné et auquel est associé une *analyse* de la situation (déterminant la cause principale du problème) puis les actions menées pour la résoudre [Bergmann et al., 2006 ; Potes Ruiz et al., 2014]. Selon la réutilisation et les traitements des expériences qui sont envisagés, les types d'éléments qu'il est nécessaire de représenter peuvent varier.¹ Ainsi dans notre approche, nous considérerons les composantes suivantes pour la structuration de l'expérience :

- le contexte, e.g. contexte d'intervention d'une mission humanitaire ;
- les décisions prises pour répondre à une situation dans un contexte donné, en accord avec une stratégie et des objectifs visés ;
- l'évaluation associée *a posteriori* à cette expérience, i.e. l'atteinte des objectifs visés.

L'objectif de l'approche de RetEx proposée étant d'identifier de façon semi-automatisée les leçons apprises à partir de l'analyse de plusieurs expériences, la représentation d'une expérience ne tient pas compte de la composante "*leçons apprises*" comme cela a pu être fait dans d'autres travaux (i.e. élément de connaissance préalablement identifié et spécifique à une expérience). Il s'agit donc ici d'identifier et de définir le vocabulaire spécifique au domaine permettant d'exprimer de la connaissance sur ces trois composantes (contexte, stratégie, évaluation) et ce dans le cas des missions de distributions.

Différentes stratégies et traitements peuvent être envisagés afin d'identifier ces concepts et construire le référentiel de connaissances.² Ces choix méthodologiques sont fonction des ressources disponibles et des schémas existants qui pourront être réutilisés. Des approches (semi-)automatisées sont classiquement utilisées (i.e. *ontology learning*). Elles tirent par exemple parti de corpus et utilisent des techniques de traitement automatique des langues pour déterminer les composants du référentiel/ontologie (concepts, relations, axiomes). Ici, les données faiblement structurées et sans formalisme commun qui sont disponibles sur les missions ainsi que l'hétérogénéité des formats rendent l'utilisation de tels traitements difficilement envisageable. Nous

1. e.g. Beler [2008] intègre dans la représentation globale des expériences une composante "leçons apprises". Kolodner [1993] propose une structure de cas complète et exhaustive suivant 5 composantes : (1) situation et objectif ; (2) solution et moyens ; (3) résultat ; (4) l'explication des résultats ; (5) leçons apprises de l'expérience.

2. Notons que des procédures ont été proposées pour guider ce processus, e.g. NeOn methodology pour la définition et le développement d'ontologies [Suárez-Figueroa et al., 2012].

adoptons donc une approche *manuelle*.¹

Concernant la partie description du contexte et de la stratégie des missions, nous avons au préalable cherché à identifier les ressources ontologiques (ou vocabulaires, taxonomies) existantes concernant l'aide humanitaire, la gestion de crise, et la logistique ou *supply chain* humanitaire (cf. Annexe C.1). Nous en présentons uniquement quelques exemples ici.

HXL, Humanitarian eXchange Language, est une initiative conduite par l'OCHA² pour permettre la standardisation et l'harmonisation des données dans le domaine humanitaire. Une première itération a abouti à la définition d'un vocabulaire contrôlé basé sur les technologies du Web Semantique (RDF) et suivant le paradigme des données liées. Il définit les concepts importants du domaine permettant d'annoter les jeux de données avec les classes et propriétés correspondantes [Kefler et Hendrix, 2009]. Cette version initiale comportait des concepts (50 classes et 66 propriétés) sur différentes thématiques :

- la géolocalisation
- le profil humanitaire : concepts décrivant la population affectée, e.g. ageGroup, sexCategory, ...
- la réponse : concepts décrivant l'organisation impliquée, e.g. nom, abréviation...
- la situation : concepts permettant l'annotation des urgences, e.g. Glide number³

Dans cette version⁴, les sections dédiées à la description de la réponse et de la situation sont des ébauches et devaient être étendues par des concepts permettant notamment de décrire des activités – telles que la distribution de nourriture ou la vaccination –, la situation et les besoins générés par la crise. Cette première solution a cependant été abandonnée au profit d'une solution basée sur un système de "balises" (Hashtags) ne nécessitant pas de changements significatifs dans les pratiques de la communauté humanitaire (voir exemple en Annexe C.1).

Pour répondre aux besoins de vocabulaires communs et appropriés sur la gestion des catastrophes, le vocabulaire MOAC, Management of a Crisis Vocabulary⁵, a été proposé. Il définit un ensemble de concepts (vocabulaire RDFs comportant 70 classes et 30 propriétés) liant les informations de crise d'agences humanitaires du *Shelter Cluster*. Un exemple est donné en Figure 6.1, la propriété `impact` lie par exemple une entité de type `NaturalHazard` avec une entité de type `AffectedPopulation`. Cependant, ce vocabulaire n'a pas été maintenu depuis et semble comporter quelques incohérences. Par exemple, pour la propriété `affectedby` la définition suivante est donnée "*affectedby indicates the relation of people being affected by certain disaster*".

1. Spécifications attendues pour le référentiel, identification d'un glossaire de termes, itérations.

2. Bureau de la coordination des affaires humanitaires (Office for the Coordination and Humanitarian Affairs - OCHA).

3. GLobal IDentifier number (GLIDE) : identifiant unique généré pour chaque catastrophe, disponible sur <https://glidenumbers.net>.

4. Version 2013 : <https://github.com/hxl-team/HXL-Vocab/blob/master/Tools/hxl.ttl>.

5. <http://observedchange.com/moac/ns/>.

<p>Class: NaturalHazards NaturalHazards is a term represent a threat of a naturally occurring event that will have a negative effect on people or the environment .</p> <p>identifier: http://observedchange.com/moac/ns#NaturalHazards</p> <p>Has Subclass: EarthquakeAndAftershock Deaths MissingPersons Floods Landslides</p>	<p>Property: impact Impact is the effect or impression of disaster on population or infrastructure</p> <p>identifier: http://observedchange.com/moac/ns#impact</p> <p>OWL Type: DataProperty</p> <p>Domain: moac:NaturalHazard</p> <p>Range: moac:AffectedPopulation moac:InfrastructureDamage</p>
<p>Class: AffectedPopulation AffectedPopulation is a group of disaster affected people in need of humanitarian support.</p> <p>identifier: http://observedchange.com/moac/ns#AffectedPopulation</p> <p>Properties include : affectedby</p>	

FIGURE 6.1 – Exemples de classes et propriétés définies par le vocabulaire MOAC.

Pourtant, cette propriété a pour domaine la classe `ShelterOffered` qui rassemble les activités de type distribution de tentes (le co-domaine `NaturalHazard` semble lui correspondre).

Dans le contexte de l'aide humanitaire, nous avons également identifié des ontologies telles que : HAO (Humanitarian Assistance Ontology) [Jihan et Segev, 2013 ; Jihan et Segev, 2014] et HARE (Humanitarian Aid for Refugees in Emergency) [Apisakmontri et al., 2016].

HAO fournit une représentation structurée de la crise à partir des données disponibles (*Crisis Identification ontology*) afin d'en identifier les besoins et recommander les actions à suivre à partir des standards humanitaires (*Crisis Response ontology*). Dans CI ontology, l'identification des classes et leur structuration est basée sur l'index du *Manuel Sphère* définissant les standards humanitaires, e.g. "crisis need" a les sous-classes "water supply", "health action", "sanitation"... Dans CR ontology, chacune des classes est impliquée dans des propriétés rapportant à une page dédiée du Manuel Sphère et aux valeurs clés de celle-ci. Par exemple, une propriété lie la classe "water supply" à différentes pages décrivant les exigences telles que "basic survival water needs", chacune d'entre elles est caractérisée par une ou plusieurs valeurs, telles que *15 liters/day*. Cette représentation permet de générer des recommandations d'actions et leur priorité dans la réponse aux besoins de la crise (raisonnement déductif basé sur des règles). Le système proposé est donc un outil de support à la décision.

Parmi les différentes ressources identifiées (ontologies, vocabulaires contrôlés) (cf. Annexe C.1), nous voyons plusieurs limites à leur réutilisation. D'une part, certaines ne sont pas libres d'accès (issues de publications) ou ne sont pas maintenues. D'autre part, les définitions des concepts utilisées, pour certaines, ne correspondent pas nécessairement à celles utilisées dans le cadre de MSF. De plus, certaines ressources ne sont pas suffisamment spécifiques pour décrire le cas particulier des missions de distribution chez MSF et ne permettent pas d'exprimer toutes les informations nécessaires. Enfin, la plupart de ces ressources se concentrent sur la représentation de l'aspect contextuel et des éléments de réponse à la crise pour supporter la prise de décision (e.g. HAO). Or, dans une démarche de RetEx, il sera nécessaire de décrire la réponse qui a effectivement été mise en œuvre.

Même si ces ressources ne sont pas directement réutilisées ce sont des sources pertinentes sur lesquelles nous pourrions nous appuyer pour la représentation des missions

de distribution. Par ailleurs, les ressources non-ontologiques (e.g. thésaurus, lexiques, classifications) qui ont déjà *a priori* atteint un certain degré de consensus, sont particulièrement intéressantes. Leur réutilisation facilitera et accélèrera le développement de l'ontologie/référentiel.

Dans le cas des missions de distribution qui est étudié ici, les concepts relatifs au contexte et à la stratégie des missions sont donc essentiellement identifiés à partir des sources listées ci-dessous.

- Documents de référence et lignes directrices fournis par MSF ou provenant de MSF Logistics Toolbox : e.g. typologie des activités logistiques, rapports sur "la logistique appliquée à la vaccination", "la logistique alimentaire"...
e.g. à partir de la typologie des activités logistiques sont identifiés :
 - (i) les classes d'interventions logistiques : "hospital structures", "**distribution**", "infectious diseases", "population settlement"...
 - (ii) les activités ou domaines techniques qui leur sont associés, e.g. dans le cas des distributions : "Supply", "Fleet Management", "Transport", "Site Planning", "Patient Flow", "Cold Chain".
- Documents de référence et manuels sur l'action humanitaire : e.g. Manuel Sphère, Logistics Operational Guide (LOG)¹...
- Vocabulaires contrôlés identifiés : e.g. MOAC, HXL pour la description des crises...
- Ressources non-ontologiques : e.g. Classification des types de catastrophes issue de la base de données internationale sur les catastrophes EM-DAT².
- Analyse des documents disponibles sur chaque mission : e.g. rapports de situation, planning, listing RH...
e.g. les rapports de missions permettent d'identifier les différentes sources d'approvisionnements, les collaborations et partenariats...
- Interactions avec les experts.

Concernant les concepts liés à l'évaluation des missions, les critères d'évaluation ont pu être identifiés à partir :

- de l'analyse de l'existant : les critères DAC (Development Assistance Committee)³, des critères proposés dans le cadre de l'évaluation de l'action humanitaire (Compas Qualité, URD)⁴ et de travaux sur la performance de chaînes logistiques humanitaires [Pettit et Beresford, 2009 ; Beamon et Balcik, 2008 ; Haavisto, 2014 ; Davidson, 2006] ;
- des interactions avec les experts et décideurs (métier).

1. <https://dlca.logcluster.org/display/LOG/Logistics+Operational+Guide+%28LOG%29+Home>.

2. EM-DAT : Emergency Events Database. <https://www.emdat.be/>.

3. <https://www.oecd.org/fr/cad/evaluation/criteres-cad-evaluation.htm>.

4. http://www.urd.org/wp-content/uploads/2019/01/COMPAS_GroupeURD_GuideCHAPEvaluer_FR.pdf.

Parmi l'ensemble des critères identifiés, une liste restreinte de critères faisant consensus au sein des décideurs est retenue afin d'évaluer la performance des missions du point de vue logistique. Un extrait est présenté dans le Tableau 6.2.

Cette première étape a donc permis d'identifier un certain nombre de concepts et valeurs relatives à la caractérisation du contexte de la mission, de la stratégie implémentée et son évaluation. Il s'agit dans une deuxième temps de structurer ces concepts – utilisation des spécifications RDF(S)/OWL – et leurs relations et définir ainsi la modélisation des expériences. Nous proposons quelques exemples et illustrations de cette modélisation pour les différentes composantes de l'expérience considérées. Cette modélisation est implémentée avec l'outil Protégé.

Identification de la mission. Chaque mission est identifiée par son URI (*Uniform Resource Identifier*), ces ressources sont de type `msf:ReliefProject`. De plus, toute entité de la classe `msf:ReliefProject` est décrite, entre autres, par deux propriétés : son nom et un code projet qui lui sont associés au travers des relations `rdfs:label` et `msf:projectCode`. Le code projet permettra par exemple de faire le lien avec des ressources propres à MSF, e.g. bases existantes.

Nous nous affranchissons par la suite du préfixe `msf:`.

Contexte. Les classes et propriétés définies ici permettent de contextualiser la mission du point de vue :

- du contexte d'intervention :
 - événements à l'origine de la crise, e.g. `Event`, `EventType`, `eventGlideCode`
 - localisation, e.g. `Country`, `AdministrativeUnit`, `PopDensity`, `Environment`
 - contexte sécuritaire, e.g. `RiskFactors`, `SituationVolatility`
 - disponibilité des ressources et infrastructures, e.g. `TransportSystem`
 - accessibilité, e.g. `RoadState`
 - présence d'autres organisations ou activités humanitaires, e.g. `AwarenessAction`, `Actor`
 - etc.
- des objectifs de la mission :
 - bénéficiaires visés et profil, e.g. `Beneficiaries`, `PopulationStatus`, `AgeGroup`
 - types de denrées distribuées, e.g. `ReliefGood`, `NonFoodItems`

Les Figures 6.2 et 6.3 illustrent par exemple la représentation partielle proposée pour la caractérisation d'une situation par un évènement donné et celle pour le concept de bénéficiaire.

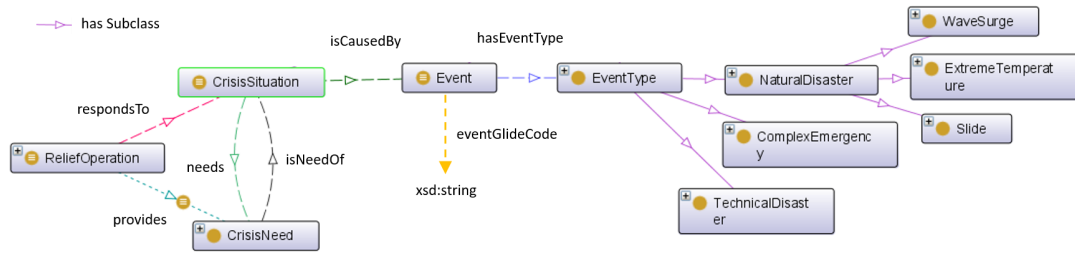


FIGURE 6.2 – Illustration des principales classes et propriétés liées à la caractérisation de la situation. (Les relations de subsomptions entre classes sont représentées par les flèches continues).

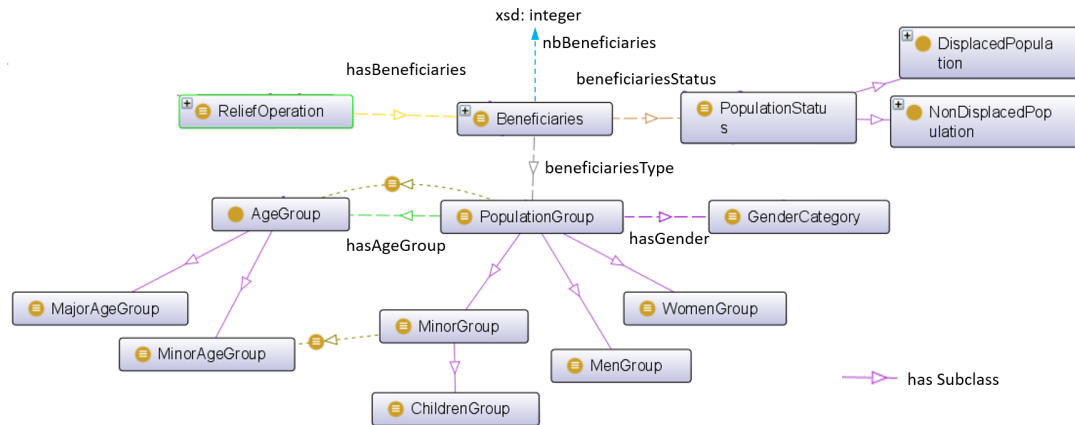


FIGURE 6.3 – Représentation partielle du concept Beneficiary.

Stratégie. Afin de décrire la stratégie logistique mise en œuvre, un certain nombre de classes et propriétés sont définies pour caractériser les décisions prises –**StaffStatus**, **staffNumber**, **TransportMean**, **SecurityMeasures**... Ces décisions évoquent des types de choix –**StaffChoice**, **ProvisionChoice**, **DistributionChoice**– qui sont requis par différentes activités logistiques – **LogActivity**. La Figure 6.4 illustre par exemple la modélisation des choix relatifs au personnel mobilisé par une activité (représentation du concept **StaffChoice**).

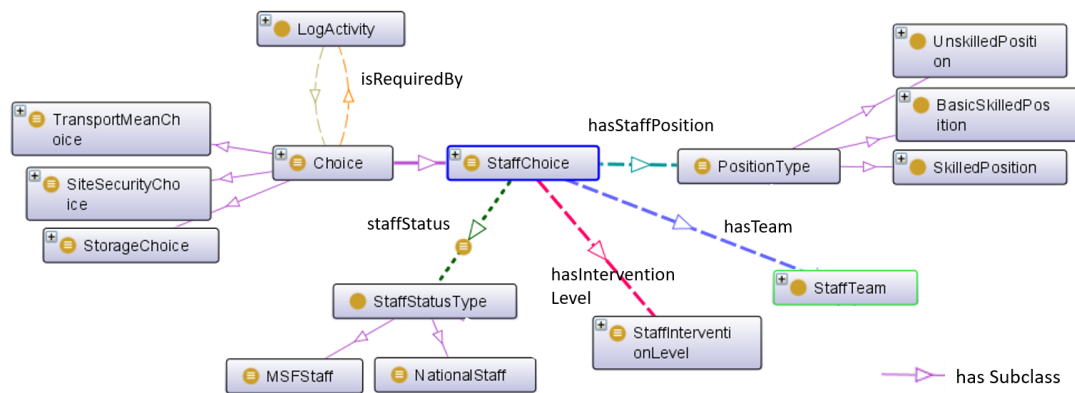


FIGURE 6.4 – Représentation partielle du concept StaffChoice.

Evaluation. Chaque mission (entité de type `ReliefProject`) est caractérisée par des évaluations, chaque évaluation porte sur un critère et est associée à un score (`Evaluation`, `Criterion`, `hasScoreValue`). La représentation de ces classes et propriétés est illustrée en Figure 6.5.

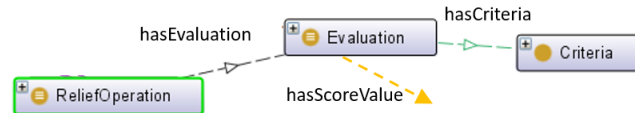


FIGURE 6.5 – Représentation des classes et propriétés liées à l'évaluation d'une entité de type `ReliefProject`.

Finalement, dans la modélisation adoptée, une mission répond à une situation de crise qui a été engendrée par un événement et répond aux besoins de celle-ci en déployant une stratégie logistique. Cette stratégie est caractérisée par un ensemble de choix sur des activités logistiques (cf. Figure 6.6).

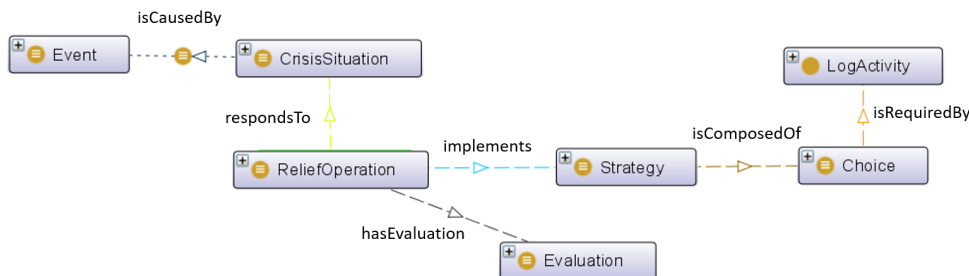


FIGURE 6.6 – Représentation des principaux concepts sur lesquels se base la description d'une mission.

Dans la modélisation qui a été proposée un certain nombre de simplifications ont été faites, nous proposons en effet une représentation *statique* qui s'affranchit de la dimension temporelle. Par ailleurs, les choix de modélisation sont aussi contraints par les données effectivement disponibles sur les missions et imposent certaines simplifications. Par exemple, la distribution de kits (nfi, hygiène, cuisine...) suppose au préalable leur production et conditionnement. Peu d'informations étant disponibles sur ces points (stockage, inventaire...), nous simplifions en définissant uniquement s'ils sont assemblés en amont (e.g. stock MSF) ou sur le site de distribution (*on-site*).

Finalement, la représentation définie comporte 142 classes et 91 propriétés (71 *object properties*, 20 *data properties*). En termes d'expressivité, la logique *ALC* (minimale avec négation) est étendue pour permettre de définir par exemple :

- une hiérarchie sur les propriétés (\mathcal{H})
`msf:climaticConstraint rdfs:subPropertyOf msf:contextualFeatures`
- des rôles inverses (\mathcal{I})
`msf:requires owl:inverseOf msf:isRequiredBy`
avec `msf:requires rdfs:domain msf:LogActivity`
`msf:requires rdfs:range msf:Choice`

- des restrictions de cardinalité (\mathcal{F})
`msf:projectCode rdf:type owl:FunctionalProperty`, i.e. un code au plus peut être associé à une mission.

Par ailleurs, les propriétés (*object* et *data properties*) sont toutes définies par un domaine (*domain*) et un codomaine (*range*), ce qui permettra notamment des inférences dans la base et de vérifier les inconsistances. Pour les *data properties*, différents types de données sont utilisés (e.g. entiers, chaînes de caractères avec des restrictions pour respecter par exemple le format des codes de projet et Glide Codes, `dateTime...`).

Les dimensions sur lesquelles nous nous sommes concentrés pour représenter les missions sont fonction du recueil de données et de la connaissance du domaine (e.g. guidelines et experts). Enfin, notons que ces choix de modélisation ne sont pas nécessairement dépendants du métier et d'autres modélisations auraient pu être envisagées.

6.2.1.2 Acquisition des données

Nous avons précédemment défini un référentiel, assimilé à la T-box telle que définie dans les logiques de description. Cette structuration va permettre dans un second temps d'exprimer de la connaissance sur les expériences sous la forme de faits¹ associés au modèle conceptuel de la Tbox et constituant la connaissance assertionnelle (A-Box).

Des traitements (semi-)automatisés sont généralement utilisés pour peupler les ontologies en transformant des sources de données non-structurées, semi-structurées ou structurées en assertions. Ici, les informations relatives aux missions passées, renseignant sur les décisions successives prises dans un contexte spécifique, proviennent d'une multiplicité de sources : sources textuelles, bases de données, fichiers Excel, dires d'experts, rapports de situation, retranscriptions... Leur hétérogénéité (format, représentation), leur manque de structuration ou encore les différentes langues dans lesquelles les informations sont disponibles rendent complexe l'utilisation de tels traitements pour définir ces assertions.

Nous proposons ici de pallier cette difficulté en nous appuyant par exemple sur la définition de formulaires, où l'acquisition de l'information sur les missions se fait avec l'utilisateur. Cette démarche qui permet un certain degré de standardisation en ayant par exemple une saisie contrôlée des informations, nous semble appropriée en vue d'obtenir une base d'expériences structurée. Par exemple, l'information renseignée sur une mission peut être contrainte par des listes de valeurs prédéfinies (e.g. pour renseigner un type d'évènement : dénomination et classification proposée par EM-DAT), par un format imposé sur certaines valeurs (e.g. code projet), etc. Dans le cadre de cette étude, un travail d'analyse a été mené pour la définition des formulaires. Un ensemble de spécifications ont été définies et une partie des formulaires correspondants a été implémentée dans le cadre d'un projet d'étudiants. Un exemple est donné en Annexe C.2. Ils permettent la saisie, de manière contrôlée, des informations sur le contexte et l'évaluation des missions (la partie relative à la stratégie n'a pas été implémentée).

1. i.e. triplets.

L'outil développé permet notamment la saisie des informations dans les formulaires implémentés, leur stockage dans une base de données RDF (conversion RDF et correspondance avec le schéma) et des fonctions de recherche ; nous ne traitons pas ces aspects ici.

In fine cette phase d'acquisition, qu'elle soit réalisée manuellement, *via* des formulaires ou autres traitements, permet de produire la base de données RDF, où les informations sur les missions sont stockées sous la forme de triplets RDF.

La base de connaissances ainsi constituée (schéma et assertions) peut être représentée sous la forme d'un graphe RDF(S). Un exemple de graphe RDF(S) représentant les informations partielles associées à une mission (entité ou instance notée `mission_0`) est donné en Figure 6.7 ; il correspond à l'instanciation du schéma en Figure 6.2. Chaque instance (nœud du graphe) établit des relations avec d'autres instances (*via* une *object property*, e.g. `isCausedBy`), avec des données (*via* une *data property*, e.g. `rdfs:label`) ou établit des relations l'associant à une classe (e.g. `rdf:type`, propriété issue de la structuration des classes).¹ Notons que l'imprécision associée à la description d'une mission peut y être traduite au travers de la structuration des informations dans le schéma.

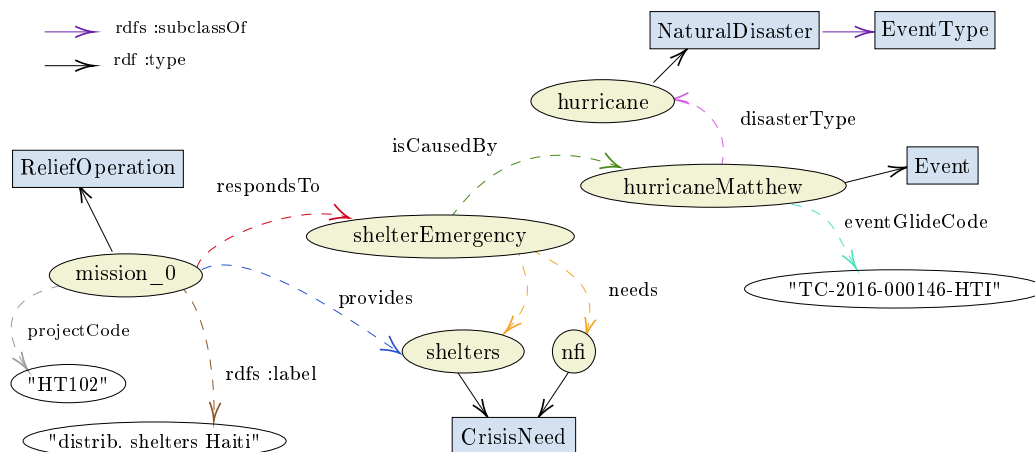


FIGURE 6.7 – Exemple de graphe RDF(S) pour la représentation partielle d'une mission.

Cette base de connaissances formelles offre des possibilités de raisonnement. Nous pouvons en tirer parti pour inférer de nouvelles assertions qui viendront enrichir la base de missions. Toute ressource qui sera associée par la relation `hasbeneficiaries` à une instance de mission permettra par exemple d'inférer qu'il s'agit d'un bénéficiaire, (cf. Annexe B.2 pour plus de détails.).

Par ailleurs, notons que la base pourrait être davantage enrichie en exploitant des ressources externes telles que des bases de connaissances. Par exemple, la base de données GeoNames² fournit des informations sur 11 millions de lieux sur l'ensemble

1. La connaissance sur les missions passées est exprimée au travers d'un ensemble d'assertions, des triplets RDF, < sujet ; predicat ; objet >. Les nœuds représentent tous les sujets et objets, les arcs correspondent aux prédicats.

2. <https://www.geonames.org/>.

des pays, ces informations géographiques (25 millions) caractérisent la population, les subdivisions administratives... Autant de données qui permettraient d'enrichir la description de la localisation d'une mission. Dans une démarche d'enrichissement, des ontologies existantes plus génériques ou de haut niveau qui sont indépendantes du domaine, pourraient également être utilisées (i.e. alignement avec d'autres ontologies visant à établir des relations entre leurs concepts, e.g. concept "Event" dans l'ontologie DOLCE).

6.2.2 Base de connaissances RDF et représentation d'intérêt pour l'exploitation

Nous avons défini une représentation permettant d'exprimer de la connaissance structurée sur des missions passées sous la forme d'un graphe RDF, auquel est associé une sémantique claire. Elle est définie au travers de l'appartenance des instances aux classes et de la structuration de ces classes à l'aide des langages RDFS/OWL. Les missions sont décrites suivant trois composantes indispensables pour l'approche de RetEx : leur caractéristiques contextuelles et stratégiques (réponse), leurs évaluations (performances) au regard de différents critères.

L'analyse de la base ainsi constituée doit permettre, par la suite, d'extraire de la connaissance ; une connaissance qui traduit l'impact de caractéristiques communes aux expériences sur leurs performances. Cette découverte de connaissances repose sur l'analyse et la comparaison des propriétés caractérisant ces missions, i.e. des instances de la classe `ReliefProject`, cf. Figure 6.7. Ces instances de missions – e.g. `mission_0` – sont identifiées par une URI (noeud) et représentées par un sous-graphe RDF.¹ Il est donc nécessaire de définir une représentation adéquate caractérisant ces instances de missions au travers de leurs propriétés directes ou indirectes.

Prenons l'exemple en Figure 6.7, l'instance `mission_0` est caractérisée dans le graphe par des propriétés directes (e.g. son type, label, la situation de crise à laquelle elle répond, un code projet).² Elle peut également être caractérisée par des propriétés indirectes, par exemple ici par un événement : `mission_0` est associée (au travers de la relation `respondTo`) à la ressource `shelterEmergency`, ressource sur laquelle porte la relation `isCausedBy` et qui lui associe la ressource `hurricaneMatthew`. Les propriétés indirectes de l'instance `mission_0` sont donc induites par toutes les ressources auxquelles elle peut être liée au travers d'un ensemble de relations (i.e. chemins dans le graphe entre une ressource et l'instance `mission_0`).

Toute instance de mission peut donc être représentée au travers de ses propriétés directes ou indirectes, des techniques se basant sur les notions de projection permettent cela (une projection est composée d'un ensemble de chemins dont le point de départ est une instance). Il s'agit d'un mapping $\rho : G \rightarrow \mathcal{D}$ du graphe RDF G à \mathcal{D} avec l'ensemble de missions $D = \mathcal{D}^k$ et $k = |D|$. Ce type de projection permet donc de

1. i.e. impliquées, décrites par un ensemble de triplets RDF.

2. e.g. pour l'instance `mission_0`, `respondsTo`, `rdf:type`, `rdfs:label` établissent respectivement des relations avec une instance (`shelterEmergency`), des données (`projectCode`), une classe (`ReliefProject`).

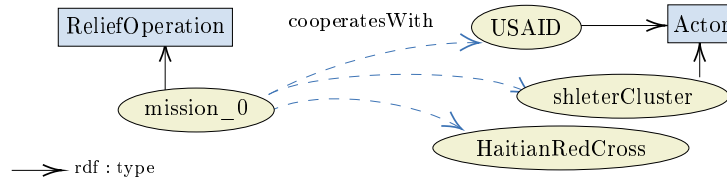


FIGURE 6.8 – Exploitation du nombre de relations de type `cooperatesWith` impliquant une même instance.

définir un vecteur de propriétés (valeurs d'attributs). En fonction de la granularité de la représentation RDF que l'on souhaite considérer le sous-graphe représentant la mission sera plus ou moins important et notre représentation sera définie par la fonction de projection précitée.

On aurait donc pour le graphe en Figure 6.7 la représentation suivante, de la forme attribut/valeur :

	label	projectCode	event	eventType	provided items	...
<code>mission_0</code> :	"distrib. shelter Haiti"	"HT 120"	hurricaneMatthew	hurricane	shelters	...

Par ailleurs, il est également possible d'exploiter les propriétés topologiques du graphe pour déterminer des données qui n'y sont pas explicitement représentées. Dans l'exemple en Figure 6.8, le nombre de relations de type `cooperatesWith` que `mission_0` établit pourrait par exemple être déterminé (i.e. 3) et utilisé pour la caractériser plutôt que de considérer la valeur associée à chacune de ces relations.

Nous avons donc défini une base de connaissances RDF, pour laquelle différents systèmes d'enrichissement peuvent être envisagés (inférences, bases de données complémentaires). L'objet sur lequel on souhaite extraire de la connaissance dans les étapes suivantes du RetEx diffère cependant de la représentation RDF initiale et peut être obtenu en se basant sur des transformations plus ou moins complexes qui ne sont pas concrètement traitées dans ce travail. Cette représentation d'intérêt pourrait notamment être basée sur une projection RDF permettant de calculer un vecteur de valeurs représentant une instance de mission, au travers de ses propriétés directes et indirectes.

Cette représentation des missions sous la forme d'un vecteur de valeurs d'attributs contient l'information nécessaire pour les étapes B et C et sera considérée dans la suite de l'approche. Parmi ces attributs, deux ensembles doivent être distingués : (i) les attributs liés à des caractéristiques contextuelles et stratégiques et (ii) ceux liés à l'évaluation des missions, appelés critères.

Pour l'étape B, seule l'information sur les critères et les valeurs observées sur ces critères (également appelées scores) sera utile. Pour l'étape C, il sera nécessaire de considérer les informations sur le contexte, la stratégie et les critères. Afin d'identifier les dimensions (attributs contexte et stratégie) sur lesquels se concentrer pour la découverte de connaissances, l'utilisation de techniques de réduction de dimensionnalité ou bien de l'expertise métier pourrait par exemple être envisagée. Cet aspect n'est pas traité dans ces travaux. Nous pouvons imaginer dans une version naïve, se baser sur

une connaissance *a priori* des experts du domaine. Concernant les attributs de type *critères d'évaluation*, l'étape B de l'approche propose une procédure permettant de restreindre cet ensemble de critères.

Pour la suite de cette illustration, nous considérerons directement la représentation attribut/valeur des missions telle qu'elle pourrait être à l'issue des transformations (projections, sélection de caractéristiques), et considérant la structuration de valeurs sur les attributs telle que définie par l'ontologie.

Nous prenons pour l'illustration 12 exemples de missions de distribution (adaptées de celles réalisées par MSF) afin de constituer la base d'expériences notée \mathcal{D} :

- Deux campagnes de prévention du paludisme (Chimio-prévention du Paludisme Saisonnier, CPS) l'une menée au Mali et l'autre au Sud Soudan, et visant généralement les populations vulnérables (e.g. enfants...)
- Trois campagnes de vaccination de masse menées respectivement en RDC¹, aux Philippines et en RCA², suite par exemple à l'effondrement de la couverture vaccinale et au risque d'épidémies.
- Deux campagnes de distribution générale de nourriture en RCA et au Nigeria, généralement dans des zones instables.
- Cinq campagnes de distribution de denrées non-vivres (non-food items, shelters) au Bangladesh, Haiti, Grèce, Népal effectuées dans le cadre de déplacements de population, de catastrophes naturelles, etc.

Elles sont listées dans la Figure 6.9 ci-dessous et nous donnons un exemple d'informations disponibles sur une mission de distribution à Haiti (2010) (extrait d'un document de synthèse). Ces missions sont représentées au travers d'un ensemble d'informations sur des attributs et critères d'évaluation, un exemple partiel est donné dans le Tableau 6.1.

TABLEAU 6.1 – Extrait de la base de missions considérée.

label	code	country	admUnit1	disaster	items	benef.Grp	...	envr.	partners	supplySource
CPS Mali 2016	ML117	mali	sikasso	epidemic	drugs	under5		rural	moh	msfStock
Distrib. food Nigeria 2016	NG115	nigeria	borno	conflict	food	household	...	camp	localAuth.	localSupply
Distrib. Haiti 2010	HT102	haiti		earthquake	nfi, shelters	household		urban	comm.Leader	intSupply
Distrib. food RCA	

6.3 Exploitation de la base d'expériences pour la découverte de connaissances

A partir de la base d'expériences constituée, l'objectif de la démarche de RetEx étudiée est de découvrir de la connaissance sous la forme de règles d'association. L'espace de recherche étant très conséquent, une première étape permet d'orienter de

1. République démocratique du Congo.
2. République Centrafricaine.

1	CPS Mali 2016	7	Distribution shelters Grèce 2015
2	Distribution de nourriture RCA	8	Vacci. de masse Philippines
3	Distribution NFI Bangladesh 2018	9	Distribution shelters Haiti 2016
4	Distribution nourriture Nigeria 2016	10	CPS Sud Soudan
5	Distribution Haiti 2010	11	Distribution nfi Nepal 2015
6	Vaccination de masse RDC 2016	12	Vaccination de masse RCA 2016

Récapitulatif Distrib. Haiti 2010

Contexte :

Le séisme à Haïti (magnitude de 7.0-7.3) survenu le 12-01-2010, avec un bilan provisoire de 230 000 morts, 300 000 blessés et 1,2 million de sans-abris. L'échelle des destructions au niveau de la capitale atteint 8 sur l'échelle de Mercalli : 1,9 millions d'habitants vivent dans la zone de degré 8.

L'état d'urgence a été déclaré. Il y a un besoin immédiat et énorme en abris, avec en perspective la saison des pluies (avril-juin), suivie de celle des ouragans (août-octobre). L'objectif est d'apporter un abri d'urgence au plus grand nombre de familles avant la saison des pluies.

Il y a une certaine préoccupation liée à la sécurité des distributions générales à Port-au-Prince : un contexte urbain dense (concentration de population et accès parfois compliqués), ouverture des prisons. De plus, les attentes grandissantes des populations et l'énormité du besoin sont des gros facteurs d'insécurité potentielle.

Distribution :

- *Sources d'approvisionnement : stock stratégique msf (5000 tentes prépositionnées à Dubai) et achats chez les fournisseurs (Pakistan et Europe)*
- *Distribution générale de 11595 tentes en ville : camp de Saint-Louis et quartier dense de Delmas (1838 et 5621 familles).*
- *Méthode de distribution : en dehors du site ciblé (camp ou quartier), en limitant la taille des groupes ciblés pour éviter les effets de foule et en s'appuyant sur les comités locaux pour garantir la sécurité.*

Les distributions générales de tentes ont pu être menées sans incident sécuritaire. Elles ont permis d'atteindre les objectifs en terme d'assistance aux populations ciblées, mais n'auront pas entraîné les autres acteurs.

FIGURE 6.9 – Missions considérées pour la base d'expériences et exemple d'informations disponibles sur une mission (extrait).

ce RetEx (Etape B) et peut être vue comme une réduction préalable de l'espace de recherche. La phase de découverte des règles est ensuite abordée (Etape C). Différentes réductions et modes de sélection permettent d'affiner ce processus de découverte et d'identifier les règles d'intérêt pour le métier.

6.3.1 Etape B - Guider le RetEx

L'étape B, préalable au processus de découverte des règles, aidera les décideurs à restreindre l'espace de recherche des facteurs de succès ou d'échec des expériences passées. Pour cela, l'approche propose d'identifier à l'aide de la méthode Electre Tri le plus petit sous-ensemble de critères qui contribuent le plus fortement à l'échec ou au succès d'expériences similaires et répétées (cf. Section 4.4).

Cette étape nécessite d'une part des données liées aux expériences à analyser :

- l'ensemble de missions à analyser,

- la définition des critères sur lesquels évaluer les missions,
- la performance (ou score) des missions sur chaque critère.

Dans la démarche de RetEx, ces informations sont préalablement identifiées et formalisées dans l'étape A (cf. Section 6.2). Elles sont incluses dans la représentation d'intérêt adoptée pour les missions et sur laquelle se base l'étape B. Nous revenons cependant dans les deux sections qui suivent (cf. Structuration du problème et Evaluation des expériences) sur ces informations afin de détailler les données utilisées pour l'illustration.

Cette étape nécessitera d'autre part de définir les paramètres liés à la procédure d'identification des critères :

- les paramètres du modèle Electre Tri obtenus par une procédure d'inférence,
- l'ensemble d'apprentissage nécessaire à cette procédure d'inférence,
- les paramètres liés à l'identification de l'ensemble de critères d'intérêt.

6.3.1.1 Structuration du problème

Comme mentionné précédemment, l'étape d'orientation du RetEx suppose dans un premier temps d'identifier et déterminer tous les éléments nécessaires à l'identification des critères d'intérêt, soient :

- *L'ensemble d'expériences enregistrées et concernées par le RetEx.* Il s'agit ici des 12 missions de distributions passées – listées en Figure 6.9. Elles constituent la base d'expériences notée \mathcal{D} . Nous rappelons que ces missions de distribution mobilisent des activités logistiques semblables bien que conduites dans des contextes d'urgence très variés. Le succès ou l'échec de la mission (du point de vue logistique) est conditionné par les décisions stratégiques lors de ces activités, décisions prises au regard du contexte.
- *Un objectif visé dont l'atteinte permet d'évaluer la réussite ou l'échec d'une expérience.* Cet objectif est décomposé en plusieurs sous-objectifs d'où découle la définition de *la famille de critères* (i.e. une partie des attributs définis dans la représentation de la mission).

L'objectif principal d'une mission de distribution est, du point de vue logistique : d'assurer la distribution d'une denrée en respectant le temps et les budgets impartis ainsi que les contraintes de transport des denrées et de sécurité, en particulier des personnels. Pour cette illustration, huit critères d'évaluation ont été définis afin de juger de l'atteinte de ces objectifs, ils sont listés dans le Tableau 6.2.

Les critères g_1 et g_2 évaluent l'efficacité de la mission en termes de respect des délais et d'atteinte du nombre de bénéficiaires visé. Les critères g_3 et g_4 évaluent son efficience en termes financiers et humains. Ces quatre critères sont évalués sur une échelle continue et la performance doit y être minimisée à l'exception de g_2 . Le critère g_5 évalue le niveau de sécurité de la mission, g_6 et g_7 son impact pour l'organisation et le pays bénéficiaire, et g_8 évalue l'adaptabilité de la stratégie logistique adoptée

pour la mission. Pour ces quatre critères, la performance d'une mission est mesurée qualitativement au travers d'échelles ordinales comportant 3 ou 4 niveaux, elles sont détaillées dans le Tableau 6.2. Ces échelles sont encodées sur l'échelle $\{1, 2, 3, 4\}$ ou $\{1, 2, 3\}$ selon le cas. La performance pour les critères g_5 , g_6 , g_7 et g_8 est à maximiser.

TABLEAU 6.2 – Critères d'évaluation.

Critères	Échelle	Sens de la préférence
g_1 Respect des délais	Continue	à minimiser
g_2 Atteinte de la Population ciblée	Continue	à maximiser
g_3 Coûts logistiques	Continue	à minimiser
g_4 Efficience Ressources Humaines (RH)	Continue	à minimiser
g_5 Sécurité	Ordinale (4 niveaux)	1- Insuffisant 2- Limité 3- Acceptable 4- Bon à maximiser
g_6 Valeur ajoutée (VA) pour le pays bénéficiaire	Ordinale (4 niveaux)	1- Négligeable 2- Faible 3- Moyenne 4- Forte à maximiser
g_7 Valeur ajoutée (VA) pour l'organisation	Ordinale (3 niveaux)	1- Faible 2- Moyenne 3- Forte à maximiser
g_8 Adaptabilité	Ordinale (3 niveaux)	1- Très Limitée 2- Modérée 3- Bonne à maximiser
Définition		
g_1	Lié à l'efficacité, mesure la réalisation des objectifs en termes de délais, i.e. respect du calendrier logistique prédéfini. Écart entre nombre de jours visé et nombre de jours atteint (%)	
g_2	Lié à l'efficacité, mesure la réalisation des objectifs en termes de nombre de bénéficiaires visés, ou taux de couverture pour une campagne de vaccination par exemple. Écart entre nombre visé et nombre atteint (%)	
g_3	Lié à l'efficacité, évalue si les objectifs ont été atteints à moindre coût financier. Écart entre les coûts réels associés à la Logistique et le budget prévisionnel, (%).	
g_4	Lié à l'efficacité, évalue si les objectifs ont été atteints en minimisant les ressources humaines, i.e. nombre de personnels logistique mobilisés.	
g_5	Mesure le niveau de sécurité global des personnels et bénéficiaires pendant la mission. Évaluation de l'impact des incidents constatés (braquage, kidnapping, mouvement de foule...) sur la mission : e.g. sécurité limitée nécessitant des mesures de sécurité spécifiques, sécurité insuffisante nécessitant l'arrêt de la mission, etc.	
g_6	Mesure les retombées de la mission à court, moyen et long termes. Appréciation des effets positifs de la mission sur son environnement : sollicitation du marché et de l'économie locale (e.g. achat de ressources), implication de la population locale (e.g. emploi de journaliers, formation...), sensibilisation, transmission d'un process logistique, etc.	
g_7	Mesure la valeur ajoutée et le caractère instructif de l'opération du point de vue logistique pour l'organisation : e.g. mise en œuvre de solutions logistiques innovantes et couronnées de succès, projet bien documenté (support pour de la formation et des études de cas), valorisation de l'image de l'organisation...	
g_8	Mesure l'adaptabilité et de la modularité technique de la stratégie logistique au cours du projet. Evaluation de l'adaptabilité vis-à-vis du nombre de bénéficiaires, de la flexibilité des volumes de distribution, etc. qui peut être liée à la simplicité ou complexité du dispositif mis en place en termes de variété des ressources, management, etc.	

6.3.1.2 Évaluation des expériences

La structuration du problème étant maintenant établie, les missions à analyser doivent être évaluées. Cette étape consiste à associer à chaque mission $d \in \mathcal{D}$ un score sur chaque critère qui reflète sa performance, soit $g_j(d), \forall j \in J = \{1, \dots, 8\}$.

Plusieurs sources peuvent être utilisées pour cet objectif. Le décideur peut les estimer à partir des informations disponibles – et formalisées – sur chacune des missions et de son expertise. Ce sera le cas en particulier pour les critères évalués qualitativement. Par exemple, le niveau de sécurité d'une mission ($g_5(d)$) pourra être apprécié par l'expert à partir de ses caractéristiques : les types d'incidents¹ rencontrés lors de la mission et leur nombre, ou encore les mesures de sécurité mises en place². D'autres experts pourront également être sollicités. La documentation et les rapports internes, pourront également être utilisés ; notamment pour les critères g_1 à g_4 . Par exemple, à partir des budgets prévisionnels et des rapports financiers établis en amont et à l'issue des missions, le bon respect des objectifs financiers pour la partie logistique pourra être estimé ($g_3(d)$). Dans ce cadre applicatif, il est cependant peu probable que des performances puissent être établies à partir de mesures issues de capteurs physiques.

Pour cette illustration les évaluations des missions enregistrées dans la base d'expériences \mathcal{D} sont données dans le Tableau 6.3. Par exemple, la mission d_8 semble avoir de relativement bonnes performances (voire très bonnes) concernant l'atteinte du nombre de bénéficiaires (g_2) et du point de vue financier (g_3). En revanche, elle obtient le plus mauvais score concernant l'adaptabilité de sa stratégie de distribution (g_8) et semble plutôt médiocre du point de vue du respect des délais (g_1). Sur les autres critères, sa performance semble moyenne. Ces performances hétérogènes, ne permettent pas facilement de la comparer vis-à-vis d'autres expériences, ni d'établir son succès ou échec global tout en considérant des préférences implicites des décideurs.

TABLEAU 6.3 – Évaluation des expériences sur l'ensemble des critères.

expériences	\mathcal{D}	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8
CPS Mali	d_1	10	73	37	57	4	4	3	3
Distribution nourriture RCA	d_2	30	74	36	58	3	2	2	3
Distribution NFI Bangladesh	d_3	25	55	25	85	1	1	1	2
Distribution nourriture Nigeria	d_4	25	85	36	60	3	2	3	3
Distribution NFI Haiti	d_5	35	73	5	56	4	1	3	3
Vaccination de masse RDC	d_6	60	52	30	85	2	2	2	1
Distribution shelters Grèce	d_7	20	85	36	56	3	1	1	3
Vaccination de masse Philippines	d_8	45	90	15	57	2	2	2	1
Distribution shelters Haiti	d_9	62	55	55	50	2	2	1	2
CPS Sud Soudan	d_{10}	30	73	38	85	3	3	3	2
Distribution NFI Nepal	d_{11}	45	82	37	43	3	2	2	2
Vaccination de masse RCA	d_{12}	20	80	36	65	3	2	3	1

1. e.g. vols, mouvements de foule sur les sites de distribution, embuscades, violences à l'encontre des civils...

2. e.g. déplacements du personnel : par binômes, soumis à validation, sur des plages horaires restreintes, interdits dans certaines zones sensibles (marchés, installations des Nations Unies)...

6.3.1.3 Identification des paramètres

Connaissant les performances de chaque expérience sur chaque critère son succès/échec global peut être établi en utilisant la méthode Electre Tri. Nous rappelons que cette évaluation globale est traduite dans Electre Tri par l'affectation d'une mission à une des catégories prédéfinies représentant différents niveaux de succès.

Nous proposons pour cette illustration d'affecter nos missions à l'une des 3 catégories suivantes :

- C_1 représente les missions ayant échoué, pour lesquelles les objectifs ne sont pas atteints.
- C_2 représente les missions qui n'ont pas de performances suffisamment bonnes pour être de réels succès sans pour autant être assimilées à des échecs.
- C_3 représente les missions qui sont des succès, les objectifs ont été atteints.

Pour permettre l'évaluation des expériences avec Electre Tri, le modèle de préférence doit être préalablement identifié. Il est défini par les paramètres suivants : les profils des catégories, les seuils de préférence et d'indifférence, les poids et le niveau de coupe (voir Section 4.2.2.3 pour le détail sur ces paramètres). Dans l'approche de RetEx proposée, une méthode d'identification indirecte des paramètres du modèle est utilisée. Elle se base pour cela sur l'affectation aux trois catégories, par le décideur, de certaines missions passées connues dont l'échec ou la réussite est facilement reconnaissable. Notons ces missions par \mathcal{A}^* . Nous devons donc :

- définir les missions de \mathcal{A}^* , i.e. leurs performances $g_j(a)$, $\forall j \in J, \forall a \in \mathcal{A}^*$;
- demander au décideur ses jugements sur \mathcal{A}^* , i.e. affectations parmi les 3 catégories.

Il existe différentes stratégies pour construire l'ensemble \mathcal{A}^* , nous choisissons ici de définir 10 expériences fictives qui soient facilement comparables et faciles à affecter, i.e. les différences entre celles-ci sont faciles à déceler.

Les expériences fictives et leurs affectations sont données dans le Tableau 6.4. Les expériences fictives sont définies de façon à construire un ensemble d'expériences avec des profils de performance aussi variés que possible pour avoir une bonne représentation des différentes catégories. Par exemple, certaines alternatives ont des scores relativement bons (respectivement moyens et mauvais) sur tous les critères telles que a_1 (respectivement a_5 et a_8). D'autres alternatives, telles que a_2 et a_7 , présentent de très bons scores sur certains critères tout en ayant de très mauvaises performances sur d'autres critères. Les affectations proposées classent 4 de ces expériences fictives dans la catégorie C_3 et 3 expériences dans chacune des catégories C_2 et C_1 . On observe par exemple que a_2 qui a de très bonnes performances pour l'atteinte des délais, la sécurité et l'adaptabilité (g_1, g_6, g_8) est classée dans la meilleure catégorie (succès) malgré de mauvaises performances concernant l'efficacité en termes de ressources humaines mobilisées et la valeur ajoutée pour le pays bénéficiaire (g_4 et g_7). Par contre, pour a_7 ses très bonnes performances du point de vue financier et des délais (g_1 et

g_3), ne lui permettent pas d'être classée parmi les succès ; elle est affectée à C_2 . Cela signifie qu'elle n'est pas suffisamment bonne sur d'autres critères importants et/ou ce sont ses mauvaises performances sur la sécurité et la valeur ajoutée (g_5 et g_6) qui la pénalisent.

TABLEAU 6.4 – Ensemble d'apprentissage \mathcal{A}^* contenant les exemples d'affectations pour des missions fictives.

\mathcal{A}^*	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8	affectation
a_1	35	90	40	10	4	3	3	3	C_3
a_2	10	68	30	71	3	4	1	3	C_3
a_3	50	90	10	31	4	2	3	2	C_3
a_4	35	75	30	71	4	3	2	3	C_3
a_5	50	68	40	71	3	3	2	2	C_2
a_6	50	68	50	71	2	1	2	3	C_2
a_7	35	68	10	51	2	2	2	2	C_2
a_8	65	30	75	71	2	1	1	1	C_1
a_9	35	30	75	51	1	1	3	1	C_1
a_{10}	85	60	40	91	3	3	2	2	C_1

La procédure d'inférence permettant de déterminer les valeurs de paramètres qui restaurent ces affectations (jugements du décideur) avec Electre Tri est utilisée. Le problème d'optimisation défini dans la Section 4.2.3.2 est appliqué en considérant les contraintes suivantes sur les poids, $\forall j \in J$:

- $w_j \geq 5$, pour garantir une importance minimale à chaque critère ;
- $w_j \leq \frac{1}{2} \sum_{j \in J} w_j$ et la normalisation $\sum_{j \in J} w_j = 100$, afin de ne pas avoir de critère avec une importance excessive par rapport aux autres et qu'aucun poids *n'explose*.¹

Dans cette configuration, le problème d'optimisation comporte alors 57 variables et 91 contraintes. Les valeurs des paramètres obtenues *via* la résolution de ce problème, notées P_m , sont présentées dans le Tableau 6.5. Les seuils de veto v_j , $\forall j \in J$ sont eux définis directement. Electre Tri suivant la procédure pessimiste et avec le modèle P_m permet de restaurer les affectations de $a_k \forall k \in \{1, \dots, 10\}$, les valeurs de paramètres sont compatibles avec les informations préférentielles fournies.

6.3.1.4 Identification des critères d'intérêt

Nous souhaitons maintenant identifier les critères d'intérêt pour le RetEx sur l'ensemble de missions \mathcal{D} . Plus précisément, l'objectif est d'identifier ces critères d'intérêt en rassemblant des expériences semblables dont les niveaux de performances globales sont proches. En effet, pour des expériences similaires affectées à une même catégorie,

1. Considérer uniquement $w_j \leq \frac{1}{2} \sum_{j \in J} w_j$, $\forall j \in \{1, \dots, 8\}$ n'empêche pas d'obtenir un jeu de poids tel que : e.g. $w_1 = 310$, $w_2 = 330$ et $w_j = 5, \forall j \in \{3, 4, 5, 6, 7, 8\}$, avec $w_1 \leq \frac{1}{2} \times 670 = 335$. La normalisation permet de contraindre cela et d'avoir une répartition plus raisonnable ou réaliste des poids.

TABLEAU 6.5 – Ensemble de paramètres identifié, P_m .

	Délais	Cible	Coût	RH	Sécurité	VA pays	VA orga.	Adaptabilité
	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8
$g_j(b_1)$	51.9	62.4	48.5	72.2	2	2	2	2
$q_j(b_1)$	7.0	5.0	5.0	8.0	0	0	0	0
$p_j(b_1)$	9.9	10.2	10.0	13.4	1	1	1	1
$g_j(b_2)$	39.6	78.5	30.5	49.1	3	3	3	3
$q_j(b_2)$	4.0	3.0	4.0	6.0	0	0	0	0
$p_j(b_2)$	8.0	5.9	8.0	9.8	1	1	1	1
w_j	23.5	16.9	13.4	13.0	13.4	5.0	6.5	8.2
v_j	40	30	40	100	2	3	3	3
λ	0.63							

on peut s'attendre à ce qu'elles aient des performances proches sur un même sous-ensemble de critères. Nous appliquons pour cela la procédure proposée Section 4.4.1 dont les étapes sont rappelées ci-dessous.

1. Déterminer la performance globale de chaque mission $d \in \mathcal{D}$, par la procédure Electre Tri, i.e. son affectation à l'une des catégories C_r , $r \in \{1, \dots, 3\}$ prédéfinies (succès, échec...).
2. Déterminer pour chaque mission $d \in \mathcal{D}$ le sous-ensemble des critères d'évaluation contribuant le plus fortement à cette affectation, i.e. le sous-ensemble de critères d'intérêt $I_{P_m, \beta\gamma}^*(d)$ expliquant majoritairement son succès ou échec.
3. Définir, pour chaque catégorie C_r , $r \in \{1, \dots, 3\}$, le sous-ensemble de critères d'intérêt commun aux expériences qui y sont affectées, soit $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}_r)$, tel que $\mathcal{D}_r = \{d \in \mathcal{D} : d \rightarrow C_r\}$. Nous avons opté pour l'intersection pour définir $I_{P_m, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}_r)$.

A partir des performances des missions (Tableau 6.3) et des paramètres du modèle identifiés (Tableau 6.5), les indices de crédibilité du surclassement de $d \in \mathcal{D}$ aux profils des catégories sont obtenus suivant la procédure d'Electre Tri : $\rho(d, b_h) \forall d \in \mathcal{D}$, $h \in \{1, 2\}$. Le Tableau 6.6 présente ces indices et les affectations des missions qui en découlent avec $\lambda = 0.63$ et suivant la procédure pessimiste (d est affectée à C_{r+1} , b_r étant le meilleur profil qu'elle surclasse).¹ Par exemple, pour la mission d_8 : $\rho(d_8, b_2) < 0.63$ et $\rho(d_8, b_1) > 0.63$ donc $non(d_8 S b_2)$ et $d_8 S b_1$, la mission d_8 est affectée à la catégorie C_2 .

Finalement, les missions d_3 , d_6 , d_9 sont affectées à la moins bonne des catégories, et représentent donc des missions qui ont échoué aux yeux des décideurs. Sept missions parmi les 12 évaluées sont en revanche considérées comme des succès, il s'agit de : d_1 , d_2 , d_4 , d_5 , d_7 , d_{11} et d_{12} . Seules d_8 et d_{10} sont classées dans la catégorie intermédiaire.

L'objectif est maintenant de déterminer quels sont les critères contribuant le plus fortement à ces évaluations globales. Nous proposons ici de nous intéresser uniquement

1. Notons que le profil inférieur de la moins bonne des catégories (C_1) est nécessairement surclassé par d , $\forall d \in \mathcal{D}$, les missions ne surclassant ni b_2 , ni b_1 sont affectées à la catégorie C_1 .

TABLEAU 6.6 – Affectations des expériences avec Electre Tri pour le modèle Pm .

	$\rho(d_l, b_1)$	$\rho(d_l, b_2)$	Procédure pessimiste	
			meilleur b_h tq. $d_l S b_h$	affectation à C_{h+1}
d_1	1.000	0738	b_2	C_3
d_2	0.993	0.700	b_2	C_3
d_3	0.576	0.000	(b_0)	C_1
d_4	0.997	0.781	b_2	C_3
d_5	0.953	0.794	b_2	C_3
d_6	0.560	0.010	(b_0)	C_1
d_7	0.892	0.819	b_2	C_3
d_8	0.908	0.571	b_1	C_2
d_9	0.619	0.011	(b_0)	C_1
d_{10}	0.873	0.550	b_1	C_2
d_{11}	0.988	0.692	b_2	C_3
d_{12}	0.920	0.702	b_2	C_3

C_1 : d_3, d_6, d_9
 C_2 : d_8, d_{10}
 C_3 : $d_1, d_2, d_4, d_5, d_7, d_{11}, d_{12}$

aux expériences qui sont des succès (C_3) ou des échecs (C_1). En effet, ce sont ces cas d'échecs ou de réussites qui sont les plus pertinents dans une démarche de RetEx visant à identifier des facteurs de succès ou d'échec, ils présentent le plus fort potentiel d'apprentissage. Nous distinguons donc deux ensembles d'expériences :

- $\mathcal{D}^+ = \{d \in \mathcal{D} : d \rightarrow C_3\}$, contenant les missions réussies, $\mathcal{D}^+ = \{d_1, d_2\} \cup \{d_4, d_5\} \cup \{d_7\} \cup \{d_{11}, d_{12}\}$
- $\mathcal{D}^- = \{d \in \mathcal{D} : d \rightarrow C_1\}$, contenant les missions qui ont échoué, $\mathcal{D}^- = \{d_3\} \cup \{d_6\} \cup \{d_9\}$

Les missions intermédiaires d_8 et d_{10} ne sont pas considérées.

Selon l'appartenance de d à \mathcal{D}^+ ou \mathcal{D}^- , la procédure d'identification des critères d'intérêt mérite d'être distinguée :

- Pour $d \in \mathcal{D}^+$, l'expérience présente de bonnes performances, l'objectif est d'identifier les critères contribuant à la force de d par rapport au meilleur profil b_2 qu'elle surclasse.
- Pour $d \in \mathcal{D}^-$, l'expérience présente de mauvaises performances, l'objectif est alors d'identifier les critères contribuant à la faiblesse de d par rapport au plus mauvais profil b_1 qui la surclasse.¹ Ceci revient à rechercher les critères contribuant fortement à la force du profil b_1 par rapport à d . Il faut donc déterminer quelque soit $d \in \mathcal{D}^-$, le plus petit sous-ensemble de critères $I \subseteq J$ dont la contribution à établir la relation de surclassement $b_1 S d$ est maximale.

Nous traitons ces deux cas séparément.

1. Avec la procédure optimiste, on vérifie bien $b_2 S d_l$ et $b_1 S d_l$, $\forall l \in \{3, 6, 9\}$, d_l est affectée à la catégorie avec le plus mauvais profil supérieur qui la surclasse, soit b_1 . $\rho(b_1, d_3) = 0.63$, $\rho(b_1, d_6) = 0.85$ et $\rho(b_1, d_9) = 0.85$.

Cas 1 : $d \in \mathcal{D}^+$. Il faut déterminer le plus petit sous-ensemble de critères $I \subseteq J$ dont la contribution à établir la relation de surclassement dSb_2 est maximale, $\forall d \in \mathcal{D}^+$. La sélection d'un critère dans I dépend de sa contribution individuelle $c_{\{j\}}(d, b_2)$ qui a été définie dans l'Equation (4.10). Elle est fonction de l'importance relative qui lui a été accordée à partir des informations préférentielles fournies par le décideur, et de la performance de d pour ce critère. Les contributions individuelles des critères pour chaque mission $d \in \mathcal{D}^+$ lorsqu'elle est comparée à b_2 sont données dans le Tableau 6.7.

D'après l'Equation (4.15), le sous-ensemble de critères d'intérêt pour $d \in \mathcal{D}^+$ est défini comme suit :

$$I_{P_m, \beta\gamma}^*(d) = \arg \min_{I \subseteq J} \{|I| : I \in J_\beta(d, b_2) \text{ et } I \subseteq J_\gamma(d, b_2)\}$$

où :

- $\beta \in]0, 1]$ tel que $\{I \subseteq J : c_I(d, b_2) > \beta\lambda(d, b_2)\} \neq \emptyset$, et
- $\gamma \in]0, 1[$ tel que $J_\gamma(d, b_2) = \{j \in J : c_{\{j\}}(a, b_2) \geq \gamma\}$

Une première condition impose que les critères sélectionnés dans $I \subseteq J$ aient une contribution individuelle minimale supérieure à un seuil γ . Nous choisissons ici $\gamma = 0.05$; prendre un seuil plus élevé n'aurait laissé aucune chance aux critères dont le poids est faible d'appartenir à I et ce malgré une bonne performance de d sur ces critères.¹ En effet, pour g_6 par exemple, sa contribution individuelle maximale sera 0.05 puisque $c_{\{j\}} = \frac{1}{\sum_{j \in J} w_j} w_j \cdot c_j(a, b_r)$, or $w_6 = 5$ et $c_j(a, b_r) \in [0, 1]$. Les sous-ensembles J_γ sont donnés dans le Tableau 6.7.

TABLEAU 6.7 – Contributions individuelles des critères $c_{\{j\}}(d, b_2)$ pour $d \in \mathcal{D}^+$, et sous-ensembles J_γ pour $\gamma = 0.05$.

	$c(d, b_2)$	$c_{\{j\}}(d, b_2)$								J_γ
		g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8	
d_1	0.738	0.235	0.048	0.067	0.065	0.134	0.05	0.061	0.077	{1, 3, 4, 5, 6, 7, 8}
d_2	0.700	0.235	0.121	0.107	0.026	0.126	0.003	0.004	0.077	{1, 2, 3, 5, 8}
d_4	0.781	0.235	0.169	0.107	0.002	0.126	0.003	0.061	0.077	{1, 2, 3, 5, 7, 8}
d_5	0.794	0.235	0.048	0.134	0.104	0.134	0	0.061	0.077	{1, 3, 4, 5, 7, 8}
d_7	0.819	0.235	0.169	0.107	0.104	0.126	0	0	0.077	{1, 2, 3, 4, 5, 8}
d_{11}	0.692	0.188	0.169	0.067	0.130	0.126	0.003	0.004	0.005	{1, 2, 3, 4, 5}
d_{12}	0.702	0.235	0.169	0.107	0	0.126	0.003	0.061	0	{1, 2, 3, 5, 7}

Le seconde condition impose que le sous-ensemble I contribue au moins à hauteur de $\beta \times 100\%$ à la relation de surclassement dSb_2 . Nous choisissons ici $\beta = 0.9$, I est tel que $c_I(d, b_2) > 0.9 \times 0.63$, $\forall d \in \mathcal{D}^+$.

Pour d_4 par exemple, plusieurs sous-ensembles I vérifient $I \subseteq J_\gamma$ et $I \in J_\beta(d, b_2)$, ils sont donnés dans le Tableau 6.8. Dans ce cas, le plus petit sous-ensemble ayant la contribution maximale et vérifiant les conditions précédentes est $I_{P_m, \beta\gamma}^*(d_4) =$

1. Prendre $\gamma = \min_{d \in \mathcal{D}^+} \frac{c(d, b_2)}{n} = 0.09$ (avec $n = |J|$ aurait été ici très sévère. E.g. pour d_1 seuls g_1 et g_5 auraient pu être sélectionnés.

$\{1, 2, 3, 5\}$. Finalement, le sous-ensemble de critères d'intérêt $I_{Pm, \beta\gamma}^*(d)$ pour chaque mission appartenant à \mathcal{D}^+ est donné dans le Tableau 6.9.

TABLEAU 6.8 – Sous-ensembles I vérifiant $I \subseteq J_\gamma$ et contribuant au moins à 90% au surclassement pour d_4 .

I	$ I $	$c_I(d_4, b_2)$	$\beta = c_I(d_4, b_2) \cdot 0.63$
$\{1, 2, 3, 5\}$	4	0.637	1.01
$\{1, 2, 3, 7\}$	4	0.572	0.91
$\{1, 2, 3, 8\}$	4	0.588	0.93
$\{1, 2, 5, 7\}$	4	0.591	0.94
$\{1, 2, 5, 8\}$	4	0.607	0.96
$\{1, 2, 3, 5, 7\}$	5	0.698	1.11
$\{1, 2, 3, 5, 8\}$	5	0.714	1.13
$\{1, 2, 3, 7, 8\}$	5	0.649	1.03
$\{1, 2, 5, 7, 8\}$	5	0.668	1.06
$\{1, 3, 5, 7, 8\}$	5	0.606	0.96
$\{1, 2, 3, 5, 7, 8\}$	6	0.775	1.23

TABLEAU 6.9 – Sous-ensembles de critères d'intérêt $I_{Pm, \beta\gamma}^*(d)$.

$Pm, \beta > 0.9, \gamma = 0.05$				$Pm, \beta > 0.9, \gamma = 0.05$			
\mathcal{D}^+	$I_{Pm, \beta\gamma}^*(d)$	$c_I(d, b_2)$	$\beta \times 100\%$	\mathcal{D}^-	$I_{Pm, \beta\gamma}^*(d)$	$c_I(b_1, d)$	$\beta \times 100\%$
d_1	$\{1, 3, 4, 5, 8\}$	0.58	91.7	d_3	$\{2, 4, 5, 7, 8\}$	0.575	91.3
d_2	$\{1, 2, 3, 5\}$	0.59	93.5	d_6	$\{1, 2, 4, 5\}$	0.66	104.8
d_4	$\{1, 2, 3, 5\}$	0.64	101.1	d_9	$\{1, 2, 3, 5\}$	0.664	105.4
d_5	$\{1, 3, 4, 5\}$	0.61	96.3				
d_7	$\{1, 2, 3, 5\}$	0.64	101.1		$I_{Pm, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^+) = \{1, 5\}$		
d_{11}	$\{1, 2, 4, 5\}$	0.61	97.3		$I_{Pm, \beta\gamma}^*(\mathcal{D}^-) = \{2, 5\}$		
d_{12}	$\{1, 2, 3, 5\}$	0.64	101.1				

Parmi les sous-ensembles de critères identifiés $I_{Pm, \beta\gamma}^*$, excepté pour d_1 , 4 critères parmi les 8 initialement considérés participent à eux seuls à plus de 90% à l'affectation des missions lorsqu'elles sont comparées au profil de référence b_2 . Les sous-ensembles identifiés $I_{Pm, \beta\gamma}^*$ contiennent en règle générale les critères auxquels des poids élevés ont été alloués ($w_1 = 23.5$, $w_2 = 16.9$, $w_3 = w_5 = 13.4$, $w_4 = 13$) et en particulier les critères $j \in \{1, 2, 5\}$ dont les poids représentent 50.8% du poids total.

Cependant, un poids élevé ne garantit pas toujours une contribution importante du critère. Par exemple pour d_1 , la contribution $c_{\{2\}}(d_1, b_2) = 0.048$ est très faible, le poids élevé du critère ($w_2 = 16.9$) ne suffit pas à compenser la performance moyenne de la mission sur ce critère, $g_2(d_1) = 73$. Le critère g_2 n'est pas retenu dans $I_{Pm, \beta\gamma}^*(d_1)$. Dans ce cas, pour atteindre une contribution $c_I > \beta \times \lambda(d, b_2)$ ($c_I > 0.57$), il est nécessaire d'intégrer des critères de poids plus faible mais avec un indice de concordance partielle proche de 1 pour que sa contribution soit maximisée ($c_{\{j\}}(d, b_2) = c_j(d, b_2) \cdot w_j$). C'est le cas ici du critère g_8 avec $c_{\{8\}}(d_1, b_2) = 0.94 \cdot w_8 = 0.077$.

En revanche, pour g_7 par exemple, bien qu'il soit retenu dans $J_\gamma(d)$, $d \in \{d_1, d_4, d_5, d_{12}\}$ et puisse participer à $I_{\beta\gamma}$, son faible pouvoir de vote ($w_7 = 6.5$) ne parvient pas à être compensé même dans le cas où la performance de d est maximale, $g_7(d) = 3$, $d \in \{d_1, d_4, d_5, d_{12}\}$.

Afin de rechercher des facteurs de succès communs aux expériences $d \in \mathcal{D}^+$, nous allons nous concentrer uniquement sur les critères d'intérêt qu'elles partagent ; ce qui permettra de restreindre d'autant plus l'espace de recherche des règles. Nous considérons donc pour cette illustration l'intersection des $I_{Pm,\beta\gamma}^*(d)$, $d \in \mathcal{D}^+$. Par conséquent, le sous-ensemble de critères d'intérêt retenu est $I_{Pm,\beta\gamma}^*(\mathcal{D}^+) = \{1, 5\}$. Il s'agit des critères évaluant l'efficacité de la stratégie logistique en termes de délais et le niveau global de sécurité assuré tout au long de la mission. Ces deux critères semblent conditionner fortement le succès global des missions dans notre contexte. Dans une démarche de RetEx, il apparaît donc judicieux de se concentrer sur l'analyse des facteurs pouvant impacter la valeur prise par ces deux critères.

Nous constatons que $I_{Pm,\beta\gamma}^*(\mathcal{D}^+)$ n'est pas constitué des critères ayant le plus fort pouvoir de vote (g_2 n'est pas retenu). Dans l'évaluation globale d'une mission, une grande importance est accordée à sa performance sur ce critère (g_2). Ce sont pourtant les performances des missions sur g_1 et g_5 qui, couplées à leurs pouvoirs de vote, semblent majoritairement responsables de leur affectation à C_3 (i.e. leurs bonnes performances sur g_1 et g_5 par rapport au profil de référence b_2). Pour maximiser les chances de succès de la mission, il faut se concentrer prioritairement sur l'obtention de bonnes performances sur les critères de délais et de sécurité, et connaître les facteurs pouvant affecter leurs performances.

Cette étape de l'approche a donc permis : (i) de déterminer parmi l'ensemble des expériences celles ayant été considérées comme des succès et (ii) d'identifier, pour ces succès, deux critères d'intérêt parmi les huit initialement considérés dans l'évaluation globale.

Cas 2 : $d \in \mathcal{D}^-$. Après avoir traité les cas de succès, nous traitons maintenant les cas où les missions sont des échecs, i.e. affectées à C_1 . Comme indiqué précédemment nous cherchons ici les critères contribuant aux faiblesses de $d \in \mathcal{D}^-$ lorsqu'elle est comparée à b_1 . Ce qui est équivalent au sous-ensemble de critères contribuant le plus fortement au surclassement $b_1 S d$, $\forall d \in \mathcal{D}^-$. La même procédure que précédemment est appliquée pour $c_I(b_1, d) > \beta \cdot \lambda(b_1, d)$, $\forall d \in \mathcal{D}^-$ avec $\lambda = 0.63$ et $d(b_1, d) = 1$, $\forall d \in \mathcal{D}^-$. Nous considérons les mêmes paramètres que précédemment : $\gamma = 0.05$ et $\beta = 0.9$. Dans cette configuration, les contributions individuelles des critères $c_{\{j\}}$ sont données dans le Tableau 6.10 et les sous-ensembles de critères $I_{Pm,\beta\gamma}^*(d)$, $\forall d \in \mathcal{D}^-$ sont précisés dans le Tableau 6.9. De même que précédemment, nous cherchons le sous-ensemble de critères d'intérêt commun à l'ensemble des missions ayant échoué : $I_{Pm,\beta\gamma}^*(\mathcal{D}^-) = \bigcap_{d \in \mathcal{D}^-} I_{Pm,\beta\gamma}^*(d)$. Il s'agit ici de $I_{Pm,\beta\gamma}^*(\mathcal{D}^-) = \{2, 5\}$. Ce sont donc *a priori* les critères évaluant l'atteinte du nombre de bénéficiaires visé et le niveau de sécurité qui

contribuent significativement et systématiquement à la mauvaise performance globale d'une mission. En effet, lorsqu'on compare la performance des missions d_3 ou d_6 par rapport à b_1 , leurs mauvaises performances sur ces critères (e.g. $c_2(d_6, b_1) = 0.05$ et $c_5(d_3, b_1) = 0.05$) ne peuvent être compensées malgré un poids important alloué à g_2 et g_5 .

TABLEAU 6.10 – Contributions individuelles des critères pour $d \in \mathcal{D}^-$ et sous-ensembles J_γ pour $\gamma = 0.05$.

	$c(b_1, d)$	$c_{\{j\}}(b_1, d) = w_j \cdot c_j(b_1, d)$								J_γ
		g_1	g_2	g_3	g_4	g_5	g_6	g_7	g_8	
d_3	0.63	0	0.169	0	0.130	0.134	0.050	0.065	0.077	$\{2, 4, 5, 6, 7, 8\}$
d_6	0,85	0.235	0.169	0	0.130	0.126	0.047	0.061	0.082	$\{1, 2, 4, 5, 7, 8\}$
d_9	0,85	0.235	0.169	0.134	0	0.126	0.047	0.065	0.077	$\{1, 2, 3, 5, 7, 8\}$

Cette étape (B) dédiée à l'orientation du RetEx a donc permis d'identifier les critères d'intérêt rassemblant des expériences de même contexte et dont les niveaux de performances globales sont proches. Il s'agit des critères de respect des délais et de sécurité dans le cas des missions évaluées comme des succès; et de l'atteinte de la population cible et de la sécurité dans le cas des échecs. Le critère évaluant la performance de la mission du point de vue de la sécurité est identifié comme d'intérêt dans les deux catégories de missions traitées (succès et échecs). L'obtention de bonnes ou mauvaises performances sur ce critère semble donc impacter fortement l'évaluation globale de la mission, et en fait donc un candidat particulièrement intéressant pour le RetEx, i.e. quelles sont les caractéristiques partagées par les expériences pouvant expliquer le score sur ce critère.

6.3.2 Etape C - Découverte de règles d'association

La troisième étape (C) de l'approche de RetEx proposée se concentre sur la découverte de *nouvelles* connaissances à partir de l'analyse de la base missions passées. L'objectif est d'identifier les caractéristiques communes des missions pouvant impacter la valeur prise par des critères d'évaluation et donc leur performance globale. Nous avons proposé d'identifier cette connaissance sous la forme de règles d'association où un ensemble de caractéristiques est associé à l'observation de scores sur des critères. Ces règles ont été définies comme suit (cf. Equation (5.11)) :

$$r : A \rightarrow B \text{ où } A \subseteq \prod_{i \in I_1} \Theta_i \text{ et } B \subseteq \prod_{j \in I_2} \Theta_j \text{ avec } I_1 \neq \emptyset, I_2 \neq \emptyset, I_1 \cup I_2 = N, \\ I_1 \cap I_2 = \emptyset.$$

Les caractéristiques correspondent aux informations observées sur les attributs $i \in I_1$ et les scores sur les critères correspondent aux informations observées sur l'ensemble des attributs ou critères $j \in I_2$.

L'étape précédente (B) qui guide le RetEx constitue en soit une première restriction de l'espace de recherche des règles en réduisant l'ensemble initial de critères (ici

8) à un sous-ensemble de critères d'intérêt. Dans cette illustration, au vu des sous-ensembles $I_{P_m, \beta \gamma}^*(\mathcal{D}^+) = \{1, 5\}$ et $I_{P_m, \beta \gamma}^*(\mathcal{D}^-) = \{2, 5\}$ identifiés plusieurs stratégies pour l'analyse de la base d'expériences pourraient être envisagées :

- Considérer la base de missions \mathcal{D}^+ restreinte aux cas positifs et rechercher des règles dont le conséquent porte sur les critères de délais et sécurité.
- Considérer d'autre part l'analyse de la base de missions \mathcal{D}^- et rechercher des règles dont le conséquent porte sur les critères : atteinte du nombre de bénéficiaires et sécurité.
- Considérer à la fois les missions qui sont des succès et échecs $\mathcal{D}^+ \cup \mathcal{D}^-$, et rechercher des règles dont le conséquent portera sur le critère d'intérêt commun qui a été identifié : le critère sécurité. Nous rappelons que pour l'identification des critères d'intérêt dans les deux ensembles le même modèle (P_m, β, γ) est utilisé.

Nous adoptons cette dernière stratégie pour l'illustration. En effet, compte tenu du faible nombre d'observations initiales (12 missions) réduire la base à \mathcal{D}^+ ou \mathcal{D}^- n'est pas judicieux. Par ailleurs, l'analyse sera potentiellement plus riche en considérant à la fois les succès et échecs (exemples et contre-exemples de règles avec de bonnes et mauvaises performances observées sur le critère sécurité).

A partir de la base initiale \mathcal{D} de 12 missions proposée pour l'illustration, nous considérons pour l'analyse la restriction $\mathcal{D}^* = \mathcal{D}^+ \cup \mathcal{D}^-$. La base \mathcal{D}^* à analyser est donnée dans le Tableau 6.11. A des fins d'illustration et pour limiter les temps de calcul, nous nous concentrons sur un sous-ensemble d'attributs I_1 ; par simplification, nous ne considérons que des informations imprécises sur les attributs. La base \mathcal{D}^* pour l'analyse comporte donc 10 observations faites sur 5 attributs – l'ignorance totale est considérée en l'absence d'information. L'ensemble des indices des attributs est noté $N = \{1, \dots, 5\}$, chaque attribut $i \in N$ prend des valeurs dans le cadre de discernement Θ_i .

Ces attributs sont :

- le type de denrées distribuées (*item*) avec $\Theta_1 = \{drugs, food, nfi, shelters, vaccines\}$ (nfi : non-food items).
- l'environnement dans lequel se déroule la mission (*environment*) avec $\Theta_2 = \{camp, rural, urban\}$. Les distributions peuvent viser des groupes de population dans des contextes variés : ruraux, urbains, camps (dans le cas de populations déplacées), auxquels sont associées des contraintes de concentration de population, ou de facilité d'accès par exemple.
- le type de collaborations établies pour la conduite de la mission (*partners*) avec $\Theta_3 = \{communityLeader, internationalNgo, localAuthorities, moh\}$ (moh : ministry of health).

Différents partenaires peuvent être mobilisés pour faciliter la bonne conduite de la mission (maintien de la sécurité, sensibilisation de la population visée, transmission d'un savoir-faire logistique).

- le choix du positionnement des points de distribution (*distrib.site*) avec $\Theta_4 = \{centralArea, remoteArea\}$. En fonction des possibilités d'acheminement des denrées, des possibilités de déplacement de la population visée ou encore des contraintes de sécurité, les points de distributions seront placés dans un espace central ou volontairement excentrés par rapport à une zone cible (i.e. zone où la population ciblée se trouve).
- l'évaluation globale du niveau de sécurité au cours de la mission avec $\Theta_5 = \{acceptable, good, insufficient, limited\}$.

Les informations d'intérêt sur chaque attribut sont déterminées par la connaissance *a priori* définie dans des ontologies (cf. telles qu'elles pourraient être définies dans l'étape A). Elles sont définies dans les représentations de la Figure 6.10.

Les attributs $i \in I_1$, $I_1 = \{1, 2, 3, 4\}$ associés aux caractéristiques des missions composeront l'antécédent des règles cherchées. Deux d'entre elles sont des caractéristiques contextuelles (*item* et *environnement*), les deux autres (*partners* et *distrib.site*) caractérisent des choix relevant de la stratégie logistique. Enfin, $j \in I_2$, $I_2 = \{5\}$ correspond au critère d'évaluation de la sécurité et constitue le conséquent des règles que l'on souhaite découvrir. Les règles cherchées sont donc de la forme : $r : A \rightarrow B$ où $A \subseteq \prod_{i \in \{1, 2, 3, 4\}} \Theta_i$ et $B \subseteq \Theta_5$.

TABLEAU 6.11 – Base d'observations considérée pour l'analyse, comportant des informations précises, imprécises ou manquantes.

$i \in N$	<i>item</i> 1	<i>environnement</i> 2	<i>partners</i> 3	<i>distrib.Site</i> 4	<i>security</i> 5
d_1	{ <i>drugs</i> }	{ <i>rural</i> }	{ <i>moh</i> }	–	{ <i>good</i> }
d_2	{ <i>food</i> }	{ <i>camp, urban</i> }	{ <i>communityLeader</i> }	{ <i>remoteArea</i> }	{ <i>acceptable</i> }
d_3	{ <i>nfi</i> }	{ <i>camp</i> }	{ <i>internationalNgo</i> }	{ <i>centralArea</i> }	{ <i>insufficient</i> }
d_4	{ <i>food</i> }	{ <i>camp</i> }	{ <i>localAuthorities</i> }	{ <i>remoteArea</i> }	{ <i>acceptable</i> }
d_5	{ <i>nfi, shelters</i> }	{ <i>urban</i> }	{ <i>communityLeader</i> }	{ <i>remoteArea</i> }	{ <i>good</i> }
d_6	{ <i>vaccines</i> }	{ <i>rural</i> }	–	{ <i>centralArea</i> }	{ <i>limited</i> }
d_7	{ <i>shelters</i> }	{ <i>camp, urban</i> }	{ <i>internationalNgo</i> }	–	{ <i>acceptable</i> }
d_9	{ <i>shelters</i> }	–	{ <i>c.Leader, localAuth., moh</i> }	–	{ <i>limited</i> }
d_{11}	{ <i>nfi</i> }	{ <i>rural</i> }	{ <i>communityLeader</i> }	{ <i>centralArea</i> }	{ <i>acceptable</i> }
d_{12}	{ <i>vaccines</i> }	{ <i>rural</i> }	{ <i>communityLeader</i> }	{ <i>centralArea</i> }	{ <i>acceptable</i> }

La procédure de sélection de règles à partir de données imprécises, proposée dans la Section 5.5, est alors appliquée pour l'ensemble initial \mathcal{R} , ($|\mathcal{R}| = 2^{|\prod_{i \in I_1} \Theta_i|} \times 2^{|\prod_{j \in I_2} \Theta_j|} = 2^{120} \times 2^4$). Elle suit les étapes ci-dessous :

- Réduction de l'espace de recherche
 - (i) Une première réduction de l'espace de recherche aux règles ayant un support non nul aboutit à un ensemble \mathcal{R}_r comportant 35204 règles potentielles.
 - (ii) La seconde réduction est liée aux informations d'intérêt. Elle contraint les règles à comporter, sur chaque attribut, uniquement les informations d'intérêt définies dans des ontologies (cf. Figure 6.10).

La combinaison de ces deux réductions conduit finalement à l'espace de recherche $\mathcal{R}_{r,t}$ composé de 1357 règles.

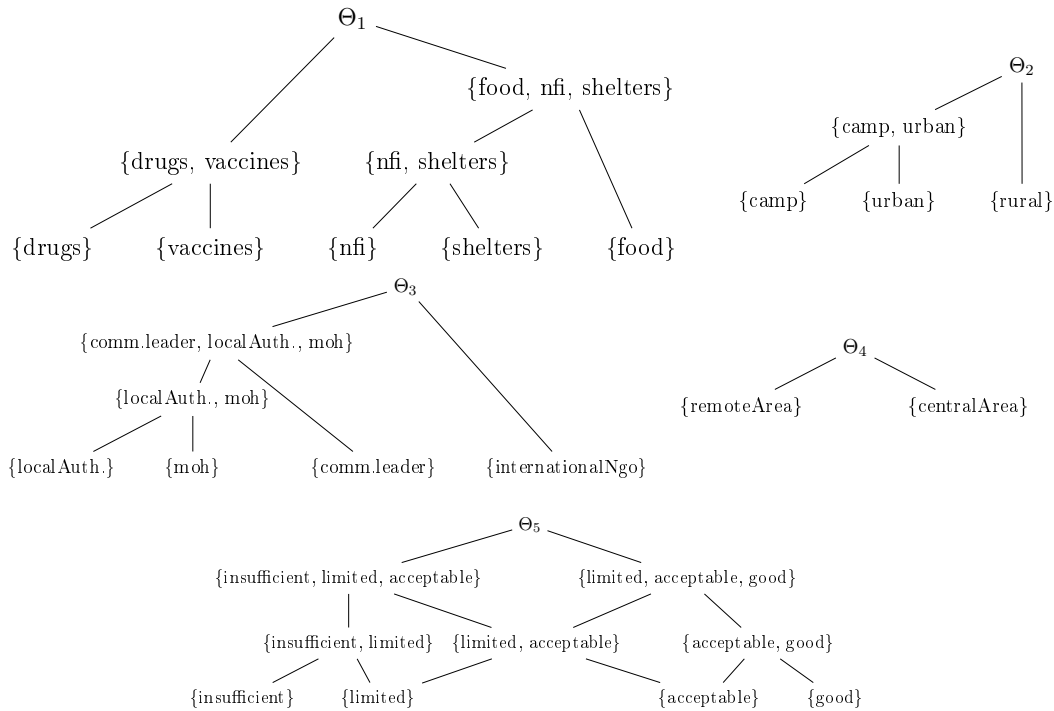


FIGURE 6.10 – Taxonomies définissant les informations d'intérêt pour les attributs.

- Sélection des règles

Le processus d'évaluation et de sélection des règles est appliqué à l'ensemble $\mathcal{R}_{r,t}$. Chaque règle est évaluée sur les 9 mesures d'intérêt qui ont été définies pour cette approche : support, confiance, spécificité (IC) de la règle et mesures associées aux relations impliquant ses complémentaires (cf. Tableau 5.7).

- (i) Une première sélection basée sur la règle de dominance conduit à l'identification d'un sous-ensemble de 35 règles non-dominées, noté $\mathcal{R}_{r,t,d}$. Elles sont présentées dans l'Annexe D.
- (ii) Dans une seconde étape, la méthode de sélection Electre I est appliquée à l'ensemble $\mathcal{R}_{r,t,d}$ afin d'identifier un sous-ensemble final de règles \mathcal{R}^* qui soit minimal et d'autant plus facile à exploiter pour l'utilisateur final. Cette sélection tient compte des préférences de l'utilisateur final. Elles s'expriment dans les paramètres du modèle Electre I, à savoir : l'importance accordée à chacune des mesures d'intérêt et les seuils de concordance et de discordance permettant d'établir la validité de la relation de surclassement entre deux règles. Nous détaillons cette étape de sélection et les résultats ci-dessous.

Les mesures des support et de confiance traditionnellement utilisées en ARM sont indispensables pour évaluer l'intérêt de la règle $r : A \rightarrow B$. De plus, dans le cas des règles imprécises, et en vue d'une utilisation éventuelle des règles pour éclairer la prise de décision, la mesure de l'IC qui apprécie la spécificité de la règle nous

semble également prioritaire. Les mesures basées sur $\overline{A} \rightarrow B$, $A \rightarrow \overline{B}$ et $\overline{A} \rightarrow \overline{B}$ sont secondaires, une importance plus modérée doit leur être accordée. Pour la dernière étape de sélection avec Electre I, il nous semble donc raisonnable d'attribuer un poids équivalent et maximal ($w_k = 0.18$) pour le support, la confiance et l'IC. Le reste du poids est réparti sur les mesures restantes – associées aux complémentaires. Ces poids sont listés dans le Tableau 6.12. Nous choisissons cependant d'accorder une importance légèrement supérieure aux mesures liées à $\overline{A} \rightarrow \overline{B}$ (i.e. g_8 et g_9). De bons scores seront obtenus sur ces mesures lorsque la relation $\overline{A} \rightarrow \overline{B}$ sera observée. Ils favoriseront l'évaluation globale de $r : A \rightarrow B$. Or, la base de missions analysée ici considère à la fois des expériences qui sont des succès et celles qui sont des échecs. Nous nous attendons donc à observer à la fois de bonnes et mauvaises performances sur le critère de sécurité considéré (i.e. B et \overline{B}) et donc potentiellement $A \rightarrow B$ et $\overline{A} \rightarrow \overline{B}$.

TABLEAU 6.12 – Paramètres du modèle Electre I pour la sélection des règles et ensembles finaux de règles obtenus \mathcal{R}^* .

Mesures	g_k	w_k	\hat{c}	\hat{d}	\mathcal{R}^*
$supp(r)$	g_1	0.18			
$conf(r)$	g_2	0.18	0.7		
$IC(r)$	g_3	0.18	0.75	0.3	$\{r_9, r_{13}, r_{14}, r_{20}, (r_{25}), r_{34}\}$ ou (r_{27})
$Bel(A \times \overline{B})$	g_4	0.07	0.8		
$Bel(\overline{B} A)$	g_5	0.07	0.7		$\{r_2, r_9, r_{13}, r_{14}, r_{20}, (r_{25}), r_{34}\}$ ou (r_{27})
$Bel(\overline{A} \times B)$	g_6	0.07	0.75	0.2	$\{r_2, r_7, r_9, r_{13}, r_{14}, r_{20}, (r_{25}), r_{34}\}$ ou (r_{27})
$Bel(B \overline{A})$	g_7	0.07	0.8		
$Bel(\overline{A} \times \overline{B})$	g_8	0.09	0.7	0.18	$\{r_1, r_2, r_9, (r_{12}), r_{13}, r_{14}, r_{20}, r_{24}, (r_{25}), (r_{32}), (r_{33}), r_{34}\}$
$Bel(\overline{B} \overline{A})$	g_9	0.09			

Les ensembles finaux de règles \mathcal{R}^* obtenus avec Electre I pour ces poids et différents seuils de concordance et discordance sont donnés dans le Tableau 6.12. Les règles sélectionnées dans les différents sous-ensembles \mathcal{R}^* et leurs scores sur les 9 mesures d'intérêt sont listés dans le Tableau 6.13 (les règles ont été indexées de r_1 à r_{35} , i.e. le nombre de règles non-dominées). Le graphe des relations de surclassement entre les règles non-dominées de $\mathcal{R}_{r,t,d}$ peut contenir plusieurs noyaux (i.e. plusieurs \mathcal{R}^*). Dans le Tableau 6.12, pour $\hat{d} = 0.3$ et 0.2, la règle (r_{25}) est par exemple remplacée par (r_{27}) dans le second noyau.

Avec les configurations de paramètres $\hat{d} = 0.3$ et $\hat{c} = 0.7$, les deux sous-ensembles identifiés comportent chacun 6 règles (r_{25} ou r_{27}). Seuls 17% des règles non-dominées sont retenues. Afin d'avoir une sélection moins sévère, il est possible d'abaisser la valeur du seuil de discordance, ce qui tend à augmenter la taille du noyau. En fixant $\hat{d} = 0.18$ et $\hat{c} = 0.7$ un sous-ensemble \mathcal{R}^* composé de 12 règles est identifié (cf. Tableau 6.12), il s'agit d'un des noyaux possible du graphe, nous n'indiquons ici que le plus pertinent. Bien que le sous-ensemble final \mathcal{R}^* soit plus grand avec cette configuration, 65% des règles non-dominées de $\mathcal{R}_{r,t,d}$ sont toujours rejetées. Cette configuration permet la sélection de règles qui nous semblent intéressantes pour le métier et au regard des données initiales. Il s'agit par exemple des règles r_{33} ou r_{32} , nous y reviendrons

par la suite. De plus, l'ensemble \mathcal{R}^* pour $\hat{d} = 0.18$ contient toutes les règles sélectionnées avec les autres configurations de paramètres (à l'exception de r_7); nous nous concentrerons sur cet ensemble pour l'analyse. Par la suite \mathcal{R}^* fera donc référence à cette dernière configuration ($\hat{d} = 0.18, \hat{c} = 0.7$).

TABLEAU 6.13 – Règles sélectionnées dans \mathcal{R}^* pour les différentes configurations de paramètres et évaluations associées.

	1	2	3	4	5
r_1 :	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{\text{communityLeader}\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{\text{acceptable}\}$
r_2 :	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{\text{communityLeader}\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{\text{acceptable, good}\}$
r_9 :	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \Theta_5$
r_{12} :	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \{\text{remoteArea}\}$	$\rightarrow \{\text{acceptable, good}\}$
r_{13} :	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{\text{c.Leader, localAuth., moh}\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{\text{acceptable, good}\}$
r_{14} :	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{\text{c.Leader, localAuth., moh}\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{\text{acceptable, good, limited}\}$
r_{20} :	$\{\text{food, nfi, shelters}\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{\text{acceptable}\}$
r_{24} :	$\{\text{food, nfi, shelters}\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{\text{c.Leader, localAuth., moh}\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{\text{acceptable}\}$
r_{25} :	$\{\text{food, nfi, shelters}\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{\text{c.Leader, localAuth., moh}\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{\text{acceptable, good}\}$
r_{27} :	$\{\text{food, nfi, shelters}\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{\text{c.Leader, localAuth., moh}\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{\text{acceptable, limited}\}$
r_{32} :	$\{\text{food, nfi, shelters}\}$	$\wedge \{\text{camp, urban}\}$	$\wedge \{\text{c.Leader, localAuth., moh}\}$	$\wedge \{\text{remoteArea}\}$	$\rightarrow \{\text{acceptable, good}\}$
r_{33} :	$\{\text{food, nfi, shelters}\}$	$\wedge \{\text{camp, urban}\}$	$\wedge \{\text{c.Leader, localAuth., moh}\}$	$\wedge \{\text{remoteArea}\}$	$\rightarrow \{\text{acceptable, good, limited}\}$
r_{34} :	$\{\text{nfi}\}$	$\wedge \{\text{camp}\}$	$\wedge \{\text{internationalNgo}\}$	$\wedge \{\text{centralArea}\}$	$\rightarrow \{\text{insufficient}\}$

	$supp(r)$	$conf(r)$	$IC(r)$	$1 - Bel(A \times \bar{B})$	$1 - Bel(\bar{B} A)$	$1 - Bel(\bar{A} \times B)$	$1 - Bel(B \bar{A})$	$Bel(\bar{A} \times \bar{B})$	$Bel(\bar{B} \bar{A})$
	$g_1(r)$	$g_2(r)$	$g_3(r)$	$1 - g_4(r)$	$1 - g_5(r)$	$1 - g_6(r)$	$1 - g_7(r)$	$g_8(r)$	$g_9(r)$
r_1	0.3	0.5	0.46	0.9	0.75	0.8	0.67	0.2	0.5
r_2	0.4	0.67	0.36	1	1	0.7	0.5	0.1	0.25
r_9	1	1	0	1	1	1	0.35	0,00	0.31
r_{12}	0.3	0.75	0.23	1	1	0.8	0.6	0.2	0.33
r_{13}	0.6	0.75	0.2	0.9	0.858	0.9	0.67	0.1	0.5
r_{14}	0.7	1	0.13	1	1,00	0.9	0.5	0.1	0.33
r_{20}	0.4	0.57	0.35	0.7	0.57	0.9	0.667	0.2	0.67
r_{24}	0.3	0.6	0.42	0.8	0.6	0.8	0.6	0.3	0.6
r_{25}	0.4	0.8	0.32	0.9	0.8	0.7	0.4	0.2	0.4
r_{27}	0.4	0.8	0.32	0.9	0.8	0.7	0.4	0.2	0.4
r_{32}	0.3	0.75	0.49	1	1	0.6	0.43	0.2	0.33
r_{33}	0.3	1	0.42	1	1	0.5	0.17	0.1	0.14
r_{34}	0.1	1	1	1	1	1	1	0.89	1

Parmi les règles sélectionnées dans \mathcal{R}^* , nous constatons que la plupart impliquent des informations avec beaucoup d'imprécision voire de l'ignorance Θ_i . Ce résultat peut être expliqué par différents facteurs. En premier lieu par l'imprécision ou l'ignorance contenues dans la base de données initiale; il n'est *a priori* pas possible de découvrir des règles plus spécifiques que les observations initiales. Dans un second temps, le faible nombre d'observations sur chaque valeur d'attribut peut conduire à plus d'imprécision (abstraction nécessaire pour identifier des caractéristiques communes et des règles supportées). Enfin, l'absence d'information sur plusieurs attributs (i.e. Θ_i), et en particulier sur les attributs 2 et 4 pourrait aussi être expliquée par le taille restreinte de leurs domaines de valeurs ($|\Theta_2| = 3$ et $|\Theta_4| = 2$).

Nous nous intéressons maintenant plus spécifiquement à l'analyse et à l'interprétation des règles. Dans l'ensemble \mathcal{R}^* , une seule règle ne comporte aucune imprécision :

$$r_{34} : \{\text{nfi}\} \wedge \{\text{camp}\} \wedge \{\text{internationalNgo}\} \wedge \{\text{centralArea}\} \rightarrow \{\text{insufficient}\}$$

D'un point de vue métier la connaissance apportée par cette règle semble *a priori* la plus intéressante. Elle suggère que les distributions de denrées non-vivres, menées en

collaboration avec d'autres ONG, au sein même de camps (un environnement caractérisé par une forte concentration de population) semblent induire un niveau de sécurité insuffisant.

Cependant, cette règle n'est que faiblement supportée¹ ($supp(r_{34}) = 0.1$). Son application dans de nouvelles situations similaires comporte donc un risque. Par ailleurs, la relation portant sur ses complémentaires $\bar{A} \rightarrow \bar{B}$, présente elle un support élevé (0.89) et une confiance maximale (1) qui tendent à renforcer la pertinence de cette règle et contribueront à sa sélection. Notons toutefois que r_{34} étant *précise*, la relation $\bar{A} \rightarrow \bar{B}$ porte elle sur des informations très imprécises, ce qui peut expliquer son support élevé.

Nous nous concentrons ensuite sur les règles imprécises. Cependant, nous ne rentrerons pas dans les détails pour les règles telles que r_9 , r_{13} , r_{14} qui comportent trop d'informations imprécises dans l'antécédent, en particulier r_9 qui n'apporte aucune connaissance. Nous proposons dans un premiers temps de comparer les règles : r_{24} , r_{20} et r_{25}

r_{24} *vs.* r_{25} Soit la règle $r_{25} : \{food, nfi, shelter\} \wedge \Theta_2 \wedge \{comm.Leader, local.Auth., moh\} \wedge \Theta_4 \rightarrow \{acceptable, good\}$

Pour *un environnement et une zone de distribution indéfinis*, elle suggère que les missions impliquant la distribution de *certaines* denrées non médicales (rations de nourriture ou biens de premières nécessité ou abris) et effectuées en collaboration avec *certains* acteurs locaux (chef de communauté, autorités locales, ou ministère de la santé) semblent garantir un niveau de sécurité acceptable *ou* bon au cours de la mission.

La règle r_{24} est elle plus spécifique que la règle r_{25} : l'antécédent est identique mais r_{24} suggère que dans ces mêmes conditions la performance observée sur le critère sécurité sera *acceptable*.² La règle r_{25} comportant plus d'imprécision est plus supportée que r_{24} . En revanche r_{24} étant plus spécifique, elle sera meilleure sur l'IC. Les différences de performances entre les deux règles sur les mesures importantes (support, confiance et IC) étant faibles, on peut supposer que la règle la plus spécifique sera la plus intéressante pour l'utilisateur final. Le risque pris en s'appuyant sur r_{24} plutôt que r_{25} pour une éventuelle prise de décision semble moindre au regard du gain d'information qu'elle apporte sur la performance attendue pour le critère de sécurité. De plus, dans la mesure où ces deux règles renseignent sur de bonnes performances sur le critère de sécurité (acceptable/good), le risque semble minime.

1. La règle ne comportant pas d'imprécision elle correspond nécessairement à une observation de la base, ici celle de la mission d_3 .

2. Notons que r_{24} n'est pas sélectionnée pour les autres configurations de paramètres ($\hat{d} = 0.2$ et 0.3). En effet r_{34} qui n'est surclassée par aucune autre règle, surclasse r_{24} et empêche sa sélection. La règle r_{24} étant meilleure que r_{34} uniquement sur g_1 il faut que \hat{d} soit inférieur à la différence de performance entre r_{24} et r_{34} sur ce critère (i.e. $g_1(r_{24}) - g_1(r_{34}) = 0.2$) pour permettre sa sélection.

r_{20} *vs.* r_{24} Ces règles sont telles que r_{24} est plus spécifique que r_{20} . La différence entre les deux règles porte ici sur l'imprécision de l'information sur un attribut de l'antécédent, i.e l'attribut $i = 3$ (type de partenaires). De même que précédemment, leurs performances sont très proches sur l'ensemble des critères. Du point de vue métier, la règle r_{24} semble la plus utile. Elle comporte le moins d'imprécision dans l'antécédent et limite donc les contextes d'application possibles de la règle, i.e. une seule situation parmi celles décrites par l'antécédent pour laquelle la règle est effectivement valide.

r_{25} *vs.* r_{20} La connaissance apportée par la règle r_{20} est proche de r_{25} . Cependant bien que r_{20} apporte une information plus précise sur la valeur du critère de sécurité, elle est plus imprécise concernant les *partenaires* impliqués. La règle r_{20} comporte alors une imprécision totale sur 3 des 4 attributs de l'antécédent. Ceci rend la règle très difficilement applicable et diminue sensiblement son intérêt pour l'utilisateur final bien que le conséquent porte sur une valeur précise.

Nous regardons maintenant les règles découvertes r_{33} et r_{32} qui nous semblent être les plus intéressantes pour le métier parmi l'ensemble des règles sélectionnées dans \mathcal{R}^* . Leurs antécédents sont identiques mais l'imprécision sur le critère de sécurité dans r_{33} est plus large.

La règle r_{32} suggère par exemple que pour les distributions de *certaines* denrées non médicales (nfi ou shelters ou food) ciblant *certaines* zones de forte concentration de population (camps ou urban), effectuer la distribution hors de ces zones cibles (remoteArea) et en coopération avec *certaines* acteurs locaux semble induire un niveau de sécurité acceptable ou bon. La règle r_{32} suggère elle que la performance sera limitée, acceptable ou bonne.

La règle r_{32} , plus spécifique, a un IC légèrement supérieur à r_{33} ($IC(r_{32}) = 0.49$, $IC(r_{33}) = 0.42$). Elle est en revanche moins fiable, les deux règles ont une différence de performance significative sur la mesure de confiance ($conf(r_{32}) = 0.75$, $conf(r_{33}) = 1$). Sur les autres mesures, les performances des deux règles restent proches, leurs différences d'évaluations se jouent sur les mesures impliquant \bar{A} (e.g. g_7 et g_9). La préférence pour l'une ou l'autre des règles est moins évidente que pour le cas r_{24} *vs.* r_{25} puisqu'ici il y a une différence notable sur la mesure de confiance à laquelle une grande importance a été allouée.

Dans une situation présentant des caractéristiques semblables, se baser sur l'information apportée par r_{33} pour guider les décisions revient à prendre un risque minimal. La fiabilité de l'information ($conf(r_{33}) = 1$) est privilégiée : pour les missions analysées on est sûr que la valeur *limited*, *acceptable* ou *good* a été observée pour chacun des cas où la situation A (ou plus spécifique) a été observée. En contrepartie r_{33} n'apporte qu'un éclairage limité pour les décisions. Elle restreint *a priori* faiblement le champ des possibles concernant la performance attendue sur le critère sécurité. Toutefois, notons que $B = \Theta_5 \setminus \{insufficient\}$, cela signifie *a priori* que A n'induit pas la valeur $\{insufficient\}$. Si la situation A est observée, il n'y a pas de garantie pour

que le niveau de sécurité soit bon mais *a priori* pas de risque qu'il soit *insuffisant*. Ce qui peut représenter un enseignement d'intérêt et valorisable.

A l'inverse r_{32} suggère que dans cette situation A , au pire, la valeur *acceptable* pourrait être observée, mais se baser sur cette information comporte un plus grand risque d'erreur. La performance *acceptable* ou *good* n'a pas été observée systématiquement dans les situations A .

Ces deux règles semblent donc apporter une connaissance mobilisable et pertinente du point de vue applicatif. Par ailleurs, leur intérêt est renforcé par l'observation de la règle r_{34} . En effet, notons la règle $r_{32} : A_1 \wedge A_2 \wedge A_3 \wedge A_4 \rightarrow B_5$. On observe que r_{34} implique les informations $\overline{A_3}, \overline{A_4}, \overline{B_5}$. Celle-ci semble confirmer l'influence de la valeur prise par les attributs 3 et 4 sur la valeur observée pour le critère sécurité. Autrement dit, les choix faits en termes de coopération et de localisation des points de distribution semblent fortement impacter le niveau de sécurité (et ce vraisemblablement pour des contextes urbains ou de type camps).

Finalement, comme nous l'avons vu (cf. règle r_{33}) l'imprécision sur le conséquent, même si elle est importante, peut être d'un point de vue métier informative et utile pour guider la décision. En revanche, lorsque l'antécédent comporte des informations très imprécises et ce bien que l'information sur le critère de sécurité soit précise (e.g. r_{24}), le potentiel d'exploitation de la règle semble plus limité. En effet, le nombre de contextes d'application possibles pour un seul contexte où la règle est effectivement valide rend son utilisation moins évidente pour l'utilisateur final. Ce type de règle sera par conséquent moins pertinent.

Nous avons jusqu'ici interprété les règles découvertes en considérant l'imprécision sur les valeurs d'attributs. La règle traduit alors une conjonction de disjonctions sur les valeurs des attributs. Par exemple pour la règle r_{32} : la distribution de (*nfi* ou *shelter* ou *food*) dans des zones de type (*camp* ou *urban*) et en coopération avec (*communityLeader* ou *localAuthorities* ou *moh*), etc.

Les règles découvertes peuvent également être interprétées en considérant l'imprécision sur l'intégralité de la règle et non au niveau des attributs. Une règle imprécise traduit alors une disjonction de conjonctions sur les valeurs des attributs. Autrement dit, la règle imprécise peut être dissociée en plusieurs règles (*précises*) *possibles*, dont l'une d'entre elles sera valide.

Par exemple, la décomposition de la règle imprécise r_{32} suggère que les règles suivantes sont possibles :

$$\begin{aligned} & \{food\} \wedge \{camp\} \wedge \{communityLeader\} \wedge \{remoteArea\} \rightarrow \{acceptable\} \\ \text{ou } & \{food\} \wedge \{urban\} \wedge \{communityLeader\} \wedge \{remoteArea\} \rightarrow \{acceptable\} \\ \text{ou } & \{food\} \wedge \{urban\} \wedge \{localAuthorities\} \wedge \{remoteArea\} \rightarrow \{acceptable\} \\ & \text{ou ...} \end{aligned}$$

Une seule règle parmi celles-ci est valide mais le manque d'information dans la base de données empêche de savoir laquelle.

Une autre question peut être soulevée concernant l'interprétation d'une information Θ_i et sa signification lorsqu'elle est impliquée dans une règle. Nous avons supposé jusqu'ici qu'elle correspond à l'imprécision totale – i.e. l'ignorance. Une seconde interprétation serait d'estimer que l'attribut i considéré dans l'analyse ne semble pas avoir d'influence (pas de corrélations de valeurs). Ce serait par exemple le cas si la conjonction $A_2 \times A_3 \times A_4 \times B_5$ était systématiquement observée mais à chaque fois pour des valeurs différentes de Θ_1 . Dans notre processus d'ARM, la règle $\Theta_1 \wedge A_2 \wedge A_3 \wedge A_4 \rightarrow B_5$ serait alors identifiée. L'interprétation de Θ_i et l'influence de l'attribut i dans la règle auraient probablement pu être mieux appréciées en considérant un plus grand nombre d'attributs pour l'analyse.

Enfin, notons qu'ici nous ne pouvons pas nous exprimer sur la généralisation des règles à plusieurs valeurs d'un attribut. Par exemple, seule la sélection conjointe des règles : $\{nfi\} \wedge A_2 \wedge A_3 \wedge A_4 \rightarrow B_5$, $\{shelter\} \wedge A_2 \wedge A_3 \wedge A_4 \rightarrow B_5$ et $\{food\} \wedge A_2 \wedge A_3 \wedge A_4 \rightarrow B_5$; permettrait d'établir que la règle est valide pour toutes denrées non médicales (*nfi* et *shelter* et *food*).

6.4 Synthèse

Ce chapitre a permis d'illustrer et de mettre en perspective les contributions techniques qui ont été proposées précédemment pour la définition d'une approche de RetEx. Nous avons cherché à illustrer le couplage entre les trois étapes de l'approche en nous appuyant sur un contexte applicatif spécifique – projets d'aide humanitaire – qui a orienté les développements proposés dans cette approche. La première étape de représentation et de formalisation des expériences (A) sert la définition d'une base d'expériences (i.e. missions). D'un point de vue méthodologique, nous avons abordé des aspects liés au recueil d'informations sur les missions (connaissance du domaine, sources de données sur les missions, experts) qui ont conduit à la modélisation (concepts considérés, simplifications par manque d'accès à certaines informations...). Dans cette étape, un certain nombre de points techniques n'ont pas été traités. Nous avons ensuite montré comment les données sur les expériences qui pourraient être issues de cette représentation sont exploitées. D'abord dans l'étape (B) dédiée à l'orientation du RetEx, puis dans l'étape (C) pour la découverte de connaissances et en les couplant aux résultats de l'étape (B). Dans cette dernière étape, nous nous sommes plus particulièrement intéressés au sens à donner aux règles découvertes et à leur valeur d'enseignement.

Au-delà des simplifications considérées ou imposées (disponibilité des données, temps de calcul), cette illustration a permis d'identifier les limites et difficultés de mise en œuvre, au sein des étapes et dans leur intégration. Pour l'étape (A), nous avons vu que l'acquisition et la formalisation des données sur les expériences est une problématique à part entière et dépend de la qualité et la nature de celles-ci. Pour le contexte d'étude des projets humanitaires, nous suggérons la définition de formulaires.

Par ailleurs, différents traitements liés, d'une part, à l'enrichissement de la base de connaissances et, d'autre part, à la définition de la représentation d'intérêt pour les étapes (B) et (C) n'ont été que partiellement traités. Des transformations basées sur des techniques de projection de graphe et de réduction de dimensionnalité mériteraient pour cela d'être étudiées.

Concernant les étapes (B) et (C) nous avons déjà évoqué des perspectives d'améliorations dans les chapitres précédents (B : e.g. interactions de critères, groupes de décideurs ; C : e.g. choix des mesures, méthode MCDA, incertitude...). Par ailleurs, cette illustration a montré que l'analyse des règles d'association imprécises, bien qu'elle soit délicate, peut conduire à l'identification d'enseignements pertinents pour le domaine considéré. En revanche, elle soulève d'autres problématiques telles que la gestion du faible nombre d'observations dans une procédure d'ARM, et celles de la complexité et du temps de calcul – l'approche propose différentes réductions et sélections mais ne prétend pas résoudre cette problématique. Ces contraintes seront ou pourront être celles rencontrées dans des cas d'application concrets.

Cette approche de RetEx est exploratoire et un certain nombre de challenges restent à adresser. L'objectif n'était pas d'avoir une approche outillée. Différents développements, pour lesquels les choix ont parfois pu être reconsidérés, ont été étudiés. Des développements partiels ont été proposés mais ne tiennent pas compte de toute la complexité de l'approche. Pour l'étape (A) nous avons par exemple proposé une modélisation avec Protégé. Nous avons également effectué un travail d'analyse pour la définition des formulaires (définition des spécifications) dont une partie a pu être implémentée dans le cadre d'un projet d'étudiants. Dans le cadre de ce projet, un couplage de la base de connaissances avec l'outil Amie+ [Galárraga et al., 2015] dédié à l'extraction de règles d'association à partir de connaissances RDF a été étudié. Concernant l'étape (B), les différents modules (B : inférence des paramètres, Electre Tri, Identifications des contributions) ont été implémentés indépendamment. Il en est de même pour l'algorithme d'extraction de règles et le processus de sélection (dominance, Electre I) proposés dans l'étape C. Le couplage de ces différentes briques n'était pas l'objectif. Il laisse supposer de nouveaux défis liés, par exemple, à la définition et à l'intégration des interactions avec les experts ou encore à la gestion de l'imprécision tout au long du processus.

Chapitre 7

Conclusion générale

Sommaire

7.1	Inférence semi-automatisée des enseignements à partir de l'analyse d'expériences passées	177
7.2	Perspectives	181

Cette section conclue nos travaux. Nous résumons les contributions présentées dans le manuscrit et soulignons leur plus-value et leurs limitations. Celles-ci nous aideront par la suite à identifier différentes perspectives de travaux.

7.1 Inférence semi-automatisée des enseignements à partir de l'analyse d'expériences passées

Les expériences constituent une part du capital immatériel de l'organisation, leur gestion et valorisation sont primordiales pour préserver la connaissance de l'organisation et garantir la performance de ses actions. Dans ce contexte, la problématique de RetEx abordée dans ces travaux revêt une importance stratégique pour les organisations.

Dans un premier temps, une revue et analyse des méthodes de RetEx ont souligné l'interdisciplinarité de cette thématique et de la littérature qui lui est reliée. Différents enjeux organisationnels, opérationnels (qualité et exploitabilité des résultats) ou techniques (quantité et de qualité de l'information) liés à sa mise en œuvre ont été identifiés. Ces démarches sont, pour la plupart, orientées sur la collecte et la capitalisation de connaissances spécifiques associées à une situation passée. La manière dont ces expériences peuvent être analysées *a posteriori* afin d'en extraire de nouvelles connaissances et enrichir celles de l'organisation est peu abordée. De même, le caractère imparfait des informations est rarement examiné et encore moins souvent traité.

A la lumière de cette analyse, nous avons concentré nos travaux en particulier sur une typologie de Retex qui présente des défis intéressants liés à l'automatisation et encore peu traités dans la littérature. Le type de RetEx étudié concerne la capitalisation et l'analyse *a posteriori* d'expériences *positives ou négatives* pour la *découverte*

de nouvelles connaissances et vise en particulier des domaines dont les processus reposent sur une forte composante humaine.¹ L'objectif principal de ces travaux était de contribuer à l'amélioration du processus de RetEx en s'appuyant sur une démarche semi-automatisée. Celle-ci visait à découvrir des enseignements génériques, semblables à la connaissance qui guide certaines décisions expertes, et ce à partir de l'analyse d'un ensemble d'expériences similaires. Dans une moindre mesure ces contributions devaient s'inscrire en cohérence avec la maîtrise de l'effort cognitif et du temps investi ou encore de la subjectivité et des biais induits² ; limites des pratiques classiques de RetEx.

Par ailleurs, nous avons choisi de prendre en compte certaines contraintes du domaine : l'imprécision des données et le manque de formalisme. La gestion de l'imprécision nous a semblé indispensable dans cette démarche de RetEx, en particulier pour avoir une représentation la plus fidèle possible des expériences – i.e. éviter des inférences inexactes – et pour conserver et exploiter toute l'information disponible.

Définition d'une approche Rex-MCDA-ECD. Nous avons choisi d'adresser ces problématiques grâce au couplage des techniques d'ECD avec celles de la Représentation des Connaissances, de l'Analyse Multicritère et des Théories de l'incertain. L'approche se base sur trois étapes [L'Héritier et al., 2018a]. Une première étape (A), dédiée à la capitalisation des expériences, a pour objectif de valoriser les informations associées aux expériences *via* la définition d'une base de connaissances RDF. Elle permet de décrire de façon, riche, formelle et standardisée les expériences et offrant des possibilités de raisonnements déductifs et inductifs. La seconde étape (B) vise à orienter le RetEx vers des éléments prioritaires en s'appuyant sur le cadre de l'analyse multicritère. Il s'agit de déterminer les facteurs –critères– qui contribuent le plus fortement au succès ou à l'échec d'expériences similaires. L'objectif sous-jacent est de restreindre l'espace de recherche des règles – *enseignements* – et ainsi de faciliter l'identification des plus pertinentes dans la phase d'analyse (C). Cette dernière étape a pour but d'identifier des caractéristiques communes entre les expériences pouvant expliquer la performance observée sur les critères d'intérêt. Nous avons proposé d'identifier ces relations sous la forme de règles d'association interprétables en enseignements ; notons toutefois qu'elles n'expriment pas un lien de causalité. Ces enseignements sont des indicateurs permettant, dans la résolution d'une situation similaire, d'attirer l'attention sur d'éventuelles dérives par rapport aux objectifs, et de souligner les éléments sur lesquels se concentrer en priorité. Cette démarche implique des interactions avec les experts du domaine pour définir la base de connaissances mais aussi avec les décideurs. Leur expertise est exprimée dans les modèles de préférence liés : (i) à l'évaluation des expériences et donc à l'identification des critères d'intérêt ; (ii) à la sélection des règles les plus pertinentes.

1. i.e. typologie de RetEx : *ex-post*, *positif-négatif*, *dynamique*.

2. i.e. biais induits par les auteurs du RetEx lorsque ces enseignements sont identifiés manuellement.

Nos principales contributions pour la mise en œuvre de cette approche et leurs limites sont résumées par la suite.

L'approche proposée permet donc la capitalisation (étape A) et le traitement des expériences passées (étapes B et C) en vue d'une exploitation future (cf. Figure 2.4). Les expériences – résolution de situations passées – ont mobilisé différentes connaissances de l'organisation et de ses acteurs : des connaissances individuelles tacites (e.g. intuition) ou explicites (e.g. expertise) ou encore des connaissances explicites collectives (e.g. procédures). Leur capitalisation et leur traitement avec l'approche de RetEx aboutit à l'identification de règles qui sont des connaissances explicites collectives ; le RetEx participe ainsi à la dynamique des connaissances (cf. Section 2.1.1.3). En revanche, l'approche ne traite pas explicitement la phase d'exploitation faisant référence à la diffusion et à l'utilisation de ces connaissances dans l'organisation (cf. Figure 2.4) soit, ici, l'application des règles par les acteurs de l'organisation. Cette dernière phase serait, elle, assimilée au mécanisme d'intériorisation¹ dans la dynamique des connaissances.

Explication de l'évaluation d'une expérience dans le cas de la méthode Electre Tri.

Afin de juger l'atteinte des objectifs et apprécier la performance globale d'une expérience, une multitude de critères d'évaluation sont considérés. Sur la base de cette évaluation, nous souhaitons identifier, parmi les critères d'évaluation, ceux qui y contribuent le plus fortement. Pour répondre à cet objectif, nous avons proposé d'identifier ces critères d'intérêt de façon indirecte en mobilisant le cadre de l'analyse multicritère, et plus particulièrement les méthodes de désagrégation. Une procédure permettant de déterminer le plus petit sous-ensemble de critères d'intérêt a été proposée dans le cadre spécifique de la méthode de surclassement Electre Tri [L'Héritier et al., 2018c ; L'Héritier et al., 2018b]. Nous y avons défini la contribution d'un sous-ensemble de critères à l'affectation d'une expérience à une catégorie prédéfinie comme une fonction linéaire de la contribution individuelle de chacun de ses critères. La contribution individuelle est elle fonction de la performance et du poids accordé au critère. En fonction de la configuration du problème, différentes stratégies sont mentionnées afin de généraliser l'identification des critères d'intérêt pour une seule expérience au cas d'un ensemble d'expériences ayant des performances proches.

Cette approche s'inscrit dans une procédure globale comprenant l'élicitation des préférences du décideur, le tri des alternatives avec Electre Tri et l'identification des critères contribuant à ce classement. Le couplage avec une procédure d'identification indirecte des paramètres existante permet de minimiser la quantité d'information demandée aux décideurs et de limiter leur investissement et l'effort cognitif tout en conservant leur expertise.

Bien que présentée et développée dans un contexte de RetEx, la méthode est générique et peut être appliquée à tout problème d'évaluation d'alternatives utilisant Electre Tri : e.g. dans une démarche visant à expliquer et faire accepter les

1. i.e. passage d'une connaissance explicite collective à une connaissance tacite collective.

résultats obtenus par l'analyse multicritère. De telles problématiques, liées à l'explication des décisions, ont été traitées dans le cadre de méthodes d'Analyse Multicritère dites d'agrégation. Nous nous inscrivons donc dans la lignée de ces travaux et avons proposé une extension dans le cas d'Electre Tri – qui appartient aux méthodes de surclassement. Toutefois, le choix d'Electre Tri, fait entre autres pour la gestion de l'imprécision, peut être limitant. Cette méthode requiert l'indépendance au sens des préférences des critères, or la prise en compte de ces dépendances serait pertinente en vue d'obtenir un modèle plus réaliste. Par ailleurs, nous nous sommes placés dans le contexte d'un unique décideur et donc non contraint par la gestion d'éventuels désaccords entre décideurs.

Sélection de règles pertinentes pour un domaine à partir de données imprécises. La constitution d'une base d'expériences formelle permet l'emploi de techniques de fouille de données, ici en particulier l'extraction de règles d'association. Ce processus sollicite peu l'utilisateur final (charge de travail minimisée), de plus, les relations exprimées sont proches du raisonnement humain facilitant ainsi leur interprétation.

L'intégration et la représentation de données imprécises a nécessité la définition d'une approche spécifique. Notre proposition s'appuie pour cela sur la théorie des fonctions de croyance et est proche des travaux traitant de l'ARM dans les bases de données évidentielles. Dans ce cadre, les problématiques classiques d'ARM – i.e. nombre et intérêt des règles générées – sont amplifiées. Pour répondre à ces problématiques et identifier les règles pertinentes pour les utilisateurs finaux, l'approche proposée pour la découverte de règles imprécises s'est concentrée sur trois éléments [L'Héritier et al., 2019]. En premier lieu, nous avons proposé un espace d'expression d'informations imprécises plus large permettant d'exprimer des observations imprécises sur des conjonctions de valeurs d'attributs. Ce cadre enrichit l'expressivité de ceux considérés en ARM évidentielle. Dans un second temps, nous avons proposé d'intégrer la connaissance du domaine définie dans des ontologies. Cette réduction sémantique permet une réduction de la complexité (i.e. réduction de la taille de l'espace de recherche) et facilite l'identification des règles les plus pertinentes.

Dans un troisième temps, nous avons défini une procédure plus riche pour la sélection des règles d'intérêt. Neuf mesures d'intérêt objectives sont proposées : elles ont été adaptées au cadre des fonctions de croyance. Ces mesures sont exploitées en utilisant dans un premier temps la relation de dominance. La sélection est ensuite affinée en utilisant la méthode multicritère Electre I qui intègre les préférences de l'utilisateur final. Ce processus permet d'évaluer et comparer l'intérêt des règles suivant différents points de vue – aspect rarement traité dans les approches traditionnelles d'ARM.

Cette procédure de découverte de règles imprécise a été proposée en considération de plusieurs hypothèses simplificatrices. Dans la configuration du problème, nous supposons que chaque attribut prend des valeurs discrètes dans un ensemble fini, ce cadre de discernement est exhaustif. Enfin, nous avons considéré un format de règle

spécifique (les attributs participant à l'antécédent et au conséquent sont prédéfinis) qui peut cependant trouver d'autres applications, notamment pour des tâches de classification. Concernant la procédure de sélection définie, nous avons fait le choix de ne considérer que des mesures d'intérêt objectives et qui sont, à l'exception de l'IC, basées sur la fréquence des observations.

Les principales limites de cette approche restent cependant : la complexité induite par le cadre des fonctions de croyance ; et l'évaluation de l'approche en termes de pertinence des règles extraites. La pertinence des règles peut être considérée au regard des données initiales et des attentes métier, mais aussi étudiée dans le cas d'un faible nombre d'observations, où l'approche statistique est discutable.

7.2 Perspectives

Ce travail a étudié de nouvelles pistes en vue de contribuer à l'amélioration des processus de RetEx, il reste cependant exploratoire et ne prétend pas couvrir tous les aspects du RetEx (e.g. maintenance...). Des hypothèses simplificatrices ont pu être considérées pour ces premiers développements, et des évaluations approfondies méritent d'être effectuées. Le bilan des contributions et l'analyse de leurs limitations nous permet d'évoquer différentes pistes d'amélioration et perspectives de travail. Nous distinguons d'une part celles liées aux contributions techniques (cf. étapes B et C) qui peuvent être réutilisées indépendamment de l'approche de RetEx et, d'autre part, celles plus générales portant sur l'approche de RetEx.

Du point de vue de la procédure d'identification des critères d'intérêt, nous avons déjà évoqué deux pistes en vue de perfectionner l'approche et avoir un modèle plus réaliste : la prise en compte des dépendances entre critères et des désaccords entre décideurs lorsqu'un groupe de décideurs est considéré. Le premier point pourrait être traité à l'aide de coefficients intervenant dans l'indice de concordance globale et traduisant des situations d'auto-renforcement, auto-affaiblissement, ou d'antagonisme entre critères [Figueira et al., 2009]. Cette première piste impacterait donc nécessairement la procédure d'identification des critères. Cela permettrait d'aboutir à des modèles de calcul de contribution plus sophistiqués que le simple modèle linéaire utilisé dans notre travail mais qui nécessiterait beaucoup plus d'informations des décideurs. Les désaccords entre décideurs interviennent eux au niveau de l'élicitation des préférences et impacteraient donc la procédure d'inférence des paramètres. Des travaux ont été proposés dans ce sens [Cailloux et al., 2012]. Par ailleurs, nous avons proposé des stratégies simples (union, intersection, approche statistique) pour la généralisation de ces critères à un ensemble d'alternatives qui pourrait être plus finement traitée. Enfin, l'approche pourrait être étendue aux autres méthodes de surclassement.

Concernant la procédure d'ARM à partir de données imprécises, dans un premier temps, le processus de sélection pourrait être raffiné (en conservant la configuration

actuelle du problème). L'ajout de mesures d'intérêt objectives et/ou subjectives est une première piste. Cela suppose cependant de pouvoir exprimer ces mesures dans le cadre des fonctions de croyance et d'y associer une sémantique. Les mesures subjectives seraient particulièrement intéressantes. Notons que nous avons fait le choix de ne pas les traiter car elles demandent une forte implication de l'utilisateur, une contrainte peu compatible avec la démarche RetEx pour laquelle l'approche était initialement développée. Nous avons par ailleurs souligné dans l'illustration que l'intérêt des règles pour l'utilisateur final pouvait varier en fonction de la présence d'imprécision dans l'antécédent ou le conséquent. Une mesure favorisant les règles dont l'imprécision porte sur le conséquent pourrait par exemple être intégrée. Une autre piste serait d'envisager d'autres méthodes d'évaluation multicritère permettant de considérer les corrélations entre les mesures. Enfin, du point de vue de l'analyse des règles, une représentation graphique des règles sélectionnées – basée sur la structuration des valeurs d'attributs – faciliterait probablement leur appréciation par l'utilisateur final (visualisation des relations de spécificité entre règles).

Dans un deuxième temps, l'approche pour la découverte de règles imprécises pourrait être étendue à différents cas. Par exemple en considérant l'hypothèse de monde ouvert, i.e. considérer des valeurs qui ne sont pas clairement définies dans le cadre de discernement en allouant de la masse à l'ensemble vide.

Enfin, il est nécessaire de travailler sur la complexité et les temps d'exécution induits par l'utilisation des fonctions de croyance. Différentes pistes ont été proposées dans l'état de l'art, basées notamment sur des structures de données alternatives mais *a priori* pas compatibles avec notre modélisation. Considérer le principe de l'algorithme Apriori (recherche des *itemsets* fréquents) serait également intéressant.

Perspectives à l'échelle de la démarche de RetEx. Nos propositions ont été illustrées dans le domaine humanitaire. L'objectif était d'illustrer de façon méthodologique la mise en œuvre de nos propositions au sein de la démarche de RetEx, et non de les valider. Cette illustration ne tenant pas compte de toute la complexité de l'approche, le passage à l'échelle de nos propositions et de l'approche constitue une première perspective applicative. Ce travail sera nécessaire en raison de la complexité algorithmique dans la partie ARM ; mais aussi pour la mise en place effective du recueil et de la formalisation des informations sur les expériences. En effet, ce dernier point (i.e. étape A) a été partiellement traité dans l'illustration pour le cas des missions de distribution (proposition de modélisation). Différentes pistes liées à l'acquisition des informations, l'enrichissement de la base RDF, la définition d'une représentation d'intérêt et l'identification des dimensions ont été évoquées. Leur mise en œuvre doit être plus amplement étudiée et testée pour des applications concrètes. Cependant, les stratégies à adopter seront fonction du domaine d'application (e.g. format des données, systèmes d'information des organisations, ontologies existantes...).

En effet, dans ces travaux nous nous sommes concentrés sur le domaine humanitaire, il nous paraît toutefois utile de rappeler que la démarche conceptuelle proposée

est générique. Elle pourrait être instanciée et adaptée dans de nombreux autres domaines liés par exemple à la gestion de crise, tels que la sécurité civile.

Une autre perspective serait d'étendre l'approche de RetEx afin de considérer d'autres dimensions de l'imperfection des données. En effet, la prise en compte du caractère incertain des informations à partir desquelles les règles sont découvertes est une problématique intéressante. Cette incertitude est liée, par exemple, à la fiabilité des sources à partir desquelles les informations sont recueillies (niveau d'expertise de la source, type de document, etc). Elle apporterait une information supplémentaire pour comparer l'intérêt des règles et les interpréter (e.g. fidélité de la recommandation pour orienter des décisions). Cela supposerait dans un premier temps de représenter cette information dans la base RDF – e.g. utiliser la réification qui permet la représentation d'informations supplémentaires sur les triplets RDF telles que la certitude associée ; s'appuyer sur Dempster-Shafer Ontology [Bellenger et Gatepaille, 2010], etc. Dans un second temps, la modélisation adoptée dans la partie ARM devra être étendue.

Afin d'être intégrée au sein d'une organisation l'outillage de l'approche est nécessaire (de façon indépendante ou non du domaine métier). De tels développements soulèveraient de nouvelles questions liées par exemple : à la définition des interactions avec les parties prenantes (décideurs, experts, utilisateurs finaux) ; à l'intégration avec d'éventuels systèmes d'informations de l'organisation ; à la maintenance de la base d'expériences et donc à la mise à jour des connaissances précédemment découvertes.

Enfin, une dernière perspective concerne l'exploitation et l'utilisation concrète des règles – ou enseignements – identifiées pour le métier ; dernière phase d'un processus de RetEx (cf. Figure 2.4). A quel niveau des processus de l'organisation cette connaissance intervient-elle ? Comment l'intégrer ? Quels modes de diffusion [Weber et al., 2001] ? Dans le cas de MSF, leur utilisation comme base pour la construction d'études de cas et leur intégration dans les systèmes de formation, nous paraît dans un premier temps intéressante. Cela permettrait ainsi une diffusion active et ciblée de la connaissance découverte au travers de la formation des acteurs de l'organisation. A l'inverse, des modes de diffusion passifs (e.g. requêtes dans une base de règles) semblent ici inadaptés au contexte d'étude.

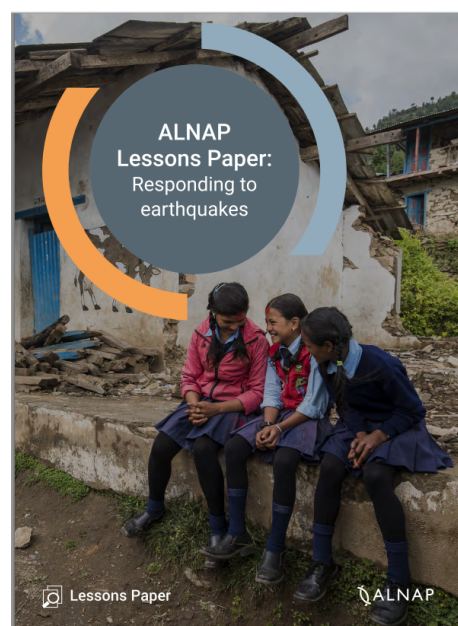
Annexe A

Exemple de *Lessons Paper*

Nous avons proposé en introduction de ce manuscrit un exemple de produit du RetEx, nommé "lessons learned paper" et issu du processus de RetEx mené par l'ALNAP sur la réponse aux tremblements de terre [Juillard et Jourdain, 2019]. Il couvre les tremblements de terre suivants : Pakistan (2005), Chine (2008), Haïti (2010), Nouvelle Zélande (2011), Japon (2011) et Népal (2015). Ce rapport s'appuie sur l'analyse d'un corpus de documents publiés depuis 2008. Après l'identification de 3971 ressources, 66 documents ont été sélectionnés et retenus pour l'analyse. Le rapport (40 pages) présente 16 leçons issues de cette analyse et portant sur 7 thèmes :

1. Across the project cycle (4 leçons)
2. Assessment and analysis (3 leçons)
3. Strategic planning (2 leçons)
4. Resource mobilisation (1 leçons)
5. Implementation (4 leçons)
6. Monitoring, evaluation, accountability and learning Lesson (1 leçons)
7. Coordination (1 leçons)

L'intégralité de la leçon 8, prise comme exemple dans l'introduction, est présentée dans cette annexe.



C. Strategic planning

Strategic planning builds on the assessment of humanitarian needs, which provides ‘the evidence base and analysis of the magnitude of the crisis and identifies the most pressing humanitarian needs’ (Humanitarian Platform, 2018). Building on the successes and failures of previous humanitarian programmes, the following section outlines lessons learnt that are specific to conducting strategic planning after an earthquake.

Lesson 8: Locate spaces to store debris and, if appropriate, use short-term conditional assistance to clear it

HIGH CONFIDENCE: 

Earthquakes cause a significant amount of debris and rubble when they destroy buildings and other infrastructure (Kilby and Williamson, 2011; Jackson, 2015). This is particularly relevant in urban settings. As demonstrated by previous responses, one of the most urgent actions is to clear the debris to make critical roads and rescue sites accessible (Mughal et al., 2015). This requires identifying available spaces that can temporarily house rubble or that can be used to build temporary shelters. A previous ALNAP Lessons Paper credited the mapping and use of free spaces in Nepal for storing debris as a success of the humanitarian response (Sanderson and Ramalingam, 2015). At the same time, however, the number of debris storage areas after the earthquake in Nepal proved to be inadequate, which demonstrates how difficult debris management can be in post-earthquake contexts.⁸

Cash-for-work (CfW) and food-for-work (FfW) schemes can be appropriate responses in post-earthquake contexts, as they can provide crisis-affected people with temporary labour opportunities and jumpstart the reconstruction process by supporting debris-clearing efforts, for example (Brady, 2012).

CfW and FfW were used extensively after the 2010 Haiti Earthquake. For instance, Oxfam employed nearly 6,000 very poor or poor households for unskilled labour activities, providing them with an income (Young and Henderson, 2010: 10). Other CfW programmes in Haiti were used to drain and clear canals and ravines, clear rubble, and rehabilitate infrastructure (Grünewald et al., 2011: 27). In Nepal, the United Nations Development Programme (UNDP)’s CfW programme hired nearly 3,500 households to remove debris from public buildings, demolish private houses, and help rehabilitate local government offices (Bhattacharjee, 2016: 15).

Despite these positive examples, there are significant risks and issues associated with such schemes. Engaging non-specialised labour in debris clearance can expose individuals to safety hazards, remove part of a household’s workforce, and undermine more traditional forms of mutual help (Grünewald et al., 2011: 27). Safety hazards are a particular risk when people lack the training or appropriate materials to protect themselves, which is why one report stressed the importance of teaching participants ‘safe demolition’ (Bhattacharjee, 2016: 15).

CfW schemes used after the Haiti Earthquake faced a wide array of problems. These included a lack of preparation and capacity to implement on a large scale, a slow governmental approval process, and difficulties in identifying both the activities to conduct and the affected populations to participate (Grünewald et al., 2011: 27).

To help avoid some of these issues, implementers should consider various elements such as the duration of each individual engagement in a CfW/FfW scheme, the type of activities targeted for CfW, the wage paid to participants, and the provision of insurance to participants when engaging in CfW/FfW schemes. For more information about these topics, refer to guidelines such as MercyCorps’ Guide to cash-for-work programming (MercyCorps, 2007).

Although this is not necessarily earthquake-specific, it must be noted that beyond conditional assistance, there have been various successful examples of using unconditional cash transfers (UCTs) in earthquake response. Examples of this are listed below.

- Christian Aid's (2012) use of UCTs after the Haiti Earthquake to meet a wide range of basic needs, including food, fuel, shelter materials, and paying medical bills.
- The use of cash grants in post-earthquake Pakistan for households to meet their basic needs without having to sell off assets (Cosgrave, 2008).
- IFRC's direct cash transfers to earthquake-affected populations in Nepal, which 'for the most part... was deemed a success and likely to be considered in future responses' (Cook et al., 2018).

Lesson 9: Anticipate issues related to lack of documentation and complex land tenure

HIGH CONFIDENCE: 

Earthquake-affected populations often lose, or no longer have access to, their identity documents (ID), which are often necessary to access government or humanitarian assistance to begin rebuilding their lives. Some populations are more vulnerable to having lost their documents. One example from Nepal found that nearly 50% of surveyed women no longer had their citizenship certificates, and 25% did not have their property papers. This was typically because their husbands, or other men of the household, had been carrying these documents and had died or migrated.⁹ As a result, these women could not prove that they owned – or were married to the man that owned – their houses, which demonstrates the dramatic and isolating consequences of losing these types of documents (Oxfam, 2016: 4).



[I]n Haiti... many organisations were not prepared for the complications associated with issuing IDs when displaced populations had lost their legal papers during the earthquake.



Other earthquakes also illustrate how the loss of IDs can impede access to humanitarian aid. For instance, in Haiti, the IASC reported that many organisations were not prepared for the complications associated with issuing IDs when displaced populations had lost their legal papers during the earthquake (IASC, 2010: 22).

Another issue that humanitarian actors should anticipate after an earthquake is that of land tenure. The weak and often confusing land ownership laws in countries such as Haiti have had significant negative consequences on the recovery process. These challenges can take considerable time and resources to overcome, as sorting out informal ownership and the lack of records can require local government entities, such as city councils, to provide permission or act as a negotiator with landlords for work to begin (World Bank, 2016: 87; Solidarités International, 2017: 24). Complicated land tenure in Nepal also negatively affected recovery processes (Jackson et al., 2016: 9).

Possible ways forward include the following:

- Work with government to ensure that all landless people are provided with a victim identification card, and that women's names are included on these cards if there is only one card provided per household. The humanitarian community should also undertake any further feasible actions to ensure that lack of documentation does not delay reconstruction and resettlement efforts (*ibid.*: 44).
- Ensure that the delivery modality chosen for reconstruction programmes does not exclude any groups (including women) that have lost or have never had official IDs (Barber, 2016: 5). If cash assistance is used, ensure that Know Your Customer (KYC) regulations¹⁰ are adjusted, for example, by agreeing with the financial service providers to use NGO ID cards as opposed to national ID cards.
- Implement housing programmes, not only for property owners but for all people whose homes were damaged or destroyed by the earthquake, and whether or not they possess the correct documentation. For instance, in Nepal, the government's post-disaster needs assessment (PDNA) noted that the National Shelter Policy should be the basis for all reconstruction programmes. This policy requires the government to provide poor people or those who reside in unsafe settlements with land (Barber, 2016).

Annexe B

Formalismes de représentation

Cette annexe détaille certains éléments techniques sur le formalisme des Logiques de Description et introduit les langages issus du Web Sémantique : RDF, RDFS, OWL et SWRL.

B.1 Logiques de description

Les Logiques de Description (LD) forment une famille de langages de représentation des connaissances basée sur la logique du premier ordre et la théorie des ensembles. Deux niveaux de représentation des connaissances sont généralement distingués dans ce type de langage : le niveau terminologique (T-box) et le niveau assertionnel (A-box).

Les LD permettent de représenter les connaissances en définissant des *concepts* (prédicats unaires), *rôles* (prédicats binaires) et *individus* (instances). Les concepts modélisent des classes d'individus, les rôles modélisent des relations possibles entre individus. A partir des concepts et rôles atomiques (noms des concepts et des rôles), les LD permettent de construire des descriptions complexes des concepts et des rôles formées au moyen de constructeurs (conjonction, disjonction, négation, restriction...). Ces axiomes terminologiques peuvent être de deux formes : une équivalence ou une relation d'inclusion entre concepts (e.g. C, D) ou entre rôles (e.g. R, S) : $C \equiv D$, $R \equiv S$, $C \sqsubseteq D$, $R \sqsubseteq S$. Les axiomes assertionnels exprimeront l'instanciation d'un concept, $C(a)$, ou un rôle entre deux instances $R(a_1, a_2)$.

Les logiques de description se déclinent alors en plusieurs langages qui se distinguent par leurs degrés d'expressivité et de complexité. Chaque logique de description est définie par un ensemble de constructeurs logiques. La logique minimale, la moins expressive, est nommée Attributive Langage (\mathcal{AL}) et peut être enrichie par différents constructeurs :

- par des constructeurs de concepts permettant d'exprimer la disjonction (\sqcup), la logique est notée \mathcal{ALU} , la négation (\neg) (\mathcal{ALC}), etc.
- par des constructeurs de rôles et des contraintes sur l'interprétation des rôles permettent d'exprimer des rôles inverses (noté par \mathcal{I} dans le nom de la logique), des restrictions de cardinalité (nommées \mathcal{N} , \mathcal{F} et \mathcal{Q}), etc.

Le lecteur se référera à [Baader et al., 2003] pour le détail de ces LD et de leurs constructeurs.

Nous présentons ci-dessous quelques exemples d'axiomes qui peuvent être exprimés avec ces LD. On note $R(a, b)$, le rôle R entre deux instances a et b et $\mathcal{I}(C)$ une instance du concept C .

- $\text{NaturalDisaster} \sqcap \text{ManMadeDisaster} \equiv \perp$.

Les concepts `NaturalDisaster` et `ManMadeDisaster` sont disjoints, autrement dit aucun `NaturalDisaster` ne peut être `ManMadeDisaster`. Les instances ou individus du concept `NaturalDisaster`, $\mathcal{I}(\text{NaturalDisaster})$, et du concept `ManMadeDisaster`, $\mathcal{I}(\text{ManMadeDisaster})$, sont telles que $\mathcal{I}(\text{NaturalDisaster}) \cap \mathcal{I}(\text{ManMadeDisaster}) = \emptyset$.

- $\text{NaturalDisaster} \sqsubseteq \text{Disaster}$

Le concept `Disaster` subsume le concept `NaturalDisaster`, les instances de `NaturalDisaster`, $\mathcal{I}(\text{NaturalDisaster})$, sont telles que $\mathcal{I}(\text{NaturalDisaster}) \subseteq \mathcal{I}(\text{Disaster})$.

- $\text{NaturalDisaster} \equiv \text{Disaster} \sqcap \neg \text{ManMadeDisaster}$

Le concept `NaturalDisaster` fait référence à des `Disaster` qui ne sont pas des `ManMadeDisaster`.

- $\text{AffectedPlace} \equiv \text{Place} \sqcap \exists \text{affectedBy} \cdot \text{Disaster}$

Le concept `AffectedPlace` fait référence à toute `Place` qui est `affectedBy` au moins un `Disaster`.

Des exemples d'assertions dans ce contexte pourraient être :

- `NaturalDisaster(hurricaneDorian)`
- `affectedBy(bahamas, hurricaneDorian)`

d'où peut être inféré : `AffectedPlace(bahamas)`, où $C(a)$ représente l'instanciation d'un concept et $R(a_1, a_2)$, un rôle entre deux instances.

B.2 Standards de représentation : langages issus du Web sémantique

Le Web Sémantique a été introduit par Tim Berners-Lee [Berners-Lee et al., 2001] comme une extension du Web visant à rendre les contenus web lisibles et compréhensibles à la fois par les humains et la machine. Une telle compréhension exige que les contenus web soient caractérisés sémantiquement (description structurée, formalisée, standardisée). Cette évolution a été permise grâce à la définition de différentes spécifications permettant la description d'ontologies et de ressources du web, e.g. RDF(S) et OWL proposées par le W3C. Ces spécifications sont les éléments centraux du Web Sémantique et fournissent un cadre pour la gestion des ressources, l'intégration, le partage et la réutilisation des données sur le Web. Le schéma en couches du Web

Sémantique dont un extrait est présenté dans la Figure B.1 montre comment celles-ci s'articulent. Une couche de désambiguïsation permet d'identifier et de référencer chaque ressource ou entité de façon non ambiguë par un IRI (Internationalized Resource Identifier).¹ Elle permet donc la définition d'un vocabulaire contrôlé.

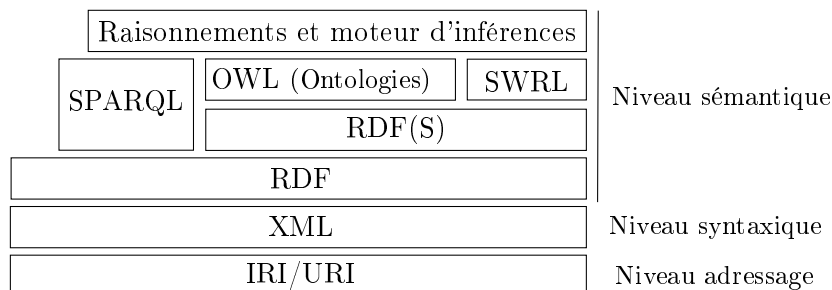


FIGURE B.1 – Extrait de l'architecture en couches du Web Sémantique proposée par le W3C en 2007.

Le langage Ressource Description Framework (RDF) établit un cadre général et standardisé pour la description de ces ressources du Web. Le standard RDF(S) enrichit l'expressivité de RDF en introduisant des éléments de modélisation permettant de définir les concepts et les relations (typage des ressources). La couche ontologique apporte une plus grande sémantique, elle se base sur le langage OWL (Web Ontology Language). OWL, fondé sur les Logiques de Description, permet la description d'ontologies complexes. Des langages de requêtes, tels que SPARQL ont également été proposés. RDFS et OWL sont les langages de représentation des ontologies les plus populaires.

B.2.1 RDF

Le Ressource Description Framework (RDF) est le premier langage standardisé proposé par le W3C pour la description des ressources du web, ou de connaissances exprimées dans les ontologies [Manola et Miller, 2004]. Chaque ressource est décrite au travers d'assertions² de la forme *sujet, prédicat, objet* ($\langle s, p, o \rangle$). Chaque triplet $\langle s, p, o \rangle$ spécifie la valeur (*objet*) assignée à une propriété (*prédicat*) caractérisant une entité ou ressource (*sujet*).

- Le *sujet* peut être un IRI ou un nœud vide (référence à une ressource anonyme, quelque chose qui existe mais pour lequel on ne souhaite pas spécifier d'IRI).
- Le *prédicat* est nécessairement un IRI, il indique la relation existant entre le sujet et l'objet du triplet.

1. Par exemple l'IRI `http://exemple/Ngo` pourrait être un identifiant unique pour faire référence au concept `Ngo` (e.g. organisation non gouvernementale, Non-governmental-organizations, ONG...). Cette notation peut être abrégée par un préfixe. Par exemple, le préfixe `ex:` défini pour `http://exemple/`, donne alors `ex:Ngo`.

2. Les termes assertions, déclarations ou triplets $\langle s, p, o \rangle$ sont équivalents et expriment des faits à propos de ressources.

- L'*objet* peut être un IRI, un littéral ou un nœud vide. Les littéraux peuvent être des nombres, des dates, etc. Ils sont associés à un type de donnée permettant aux valeurs indiquées d'être traitées et interprétées correctement ; e.g. `"1971-12-22"^^xsd:date` indique que le littéral "1971-12-22" doit être interprété comme une date.

Par exemple, en utilisant les IRI, l'information suivante « Médecins Sans Frontières est une ONG » ou « Médecins Sans Frontières intervient au Nigéria » sont traduites sous la forme des triplets RDF suivants :

```
ex:medecinsSansFrontieres rdf:type ex:Ngo
ex:medecinsSansFrontieres ex:worksIn ex:nigeria
```

Un ensemble de triplets ou assertions constitue un graphe RDF (graphe orienté, étiqueté), les nœuds représentent tous les sujets et objets, les arcs correspondent aux prédicats. Le modèle de données RDF peut être exprimé et stocké au travers de différentes syntaxes (e.g. XML, Turtle, N-Triple...). De plus, des langages tels que SPARQL – recommandation du W3C – ont été développés pour manipuler et effectuer des requêtes dans les graphes RDF. La structure de RDF reste très générique et sert de base à un certain nombre de schémas (ou vocabulaires) tels que les langages d'ontologie RDFS et OWL, spécifiés par le W3C.

B.2.2 RDFS

Le Resource Description Framework Schema (RDFS) [Brickley et Guha, 2004] est une extension de RDF. RDFS fournit un vocabulaire permettant d'étendre la sémantique des graphes RDF et définit comment ce vocabulaire doit être interprété dans le raisonnement. RDFS enrichit RDF en introduisant les notions de classes (concepts) et de propriétés (rôles, prédicats) : `rdfs:Class`, `rdfs:Property`. Elles permettent par la suite d'organiser les classes et propriétés en hiérarchies au travers des liens de subsumption définis par les propriétés `rdfs:subClassOf`, `rdfs:subPropertyOf`. De plus, des restrictions sur les propriétés peuvent être exprimées en définissant leur domaine et codomaine (*range*) ; e.g. en se reportant à l'exemple précédent le domaine du prédicat (propriété) `ex:worksIn` pourrait spécifier que le sujet `medecinsSansFrontieres` est une instance du concept `ex:Ngo` et son codomaine pourrait spécifier que `ex:nigeria` est une instance de `ex:Country`. Un exemple de graphe RDF(S) est donné dans la Figure B.2.

RDFS peut donc être utilisé pour définir les connaissances terminologiques d'ontologies légères. A partir de la sémantique apportée par RDFS, il est possible d'inférer de nouvelles assertions ; e.g. soit le prédicat `worksIn` défini par son domaine `Ngo` et son codomaine `Country`, en définissant l'assertion `redCross worksIn mali`, il est possible d'inférer que `redCross` est une `Ngo` et `mali` un `Country` (i.e. `ex:redCross rdf:type ex:Ngo`, etc.) Cependant, RDF et RDFS restent des langages relativement simples et, dans le cadre de la description de situations complexes, leur expressivité

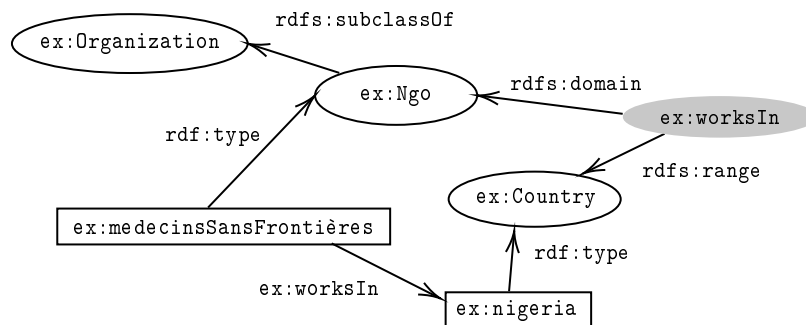


FIGURE B.2 – Exemple de graphe RDF(S).

peut être insuffisante ; e.g. pour définir des classes disjointes, des contraintes de cardinalité, etc. OWL est un langage plus expressif proposé par le W3C pour répondre à ces limites (surcouche de RDF(S)).

B.2.3 OWL

L'Ontology Web Langage (OWL) a été proposé par le W3C pour décrire des ontologies (ou connaissances) complexes et se base sur les Logiques de Description. OWL fournit un vocabulaire permettant d'exprimer des relations supplémentaires entre les concepts et les rôles telles que : la disjonction (`owl:disjointWith`), l'équivalence (`owl:equivalentClass`), etc. Les prédicats peuvent également être qualifiés au travers de restrictions de cardinalité, ou de propriétés de symétrie, transitivité, etc. Le standard actuel recommandé par le W3C est OWL 2 [W3C, 2012], compatible avec la logique de description *SRDQ* ; il s'agit d'une révision et extension de OWL 1, version proposée en 2004. Dans OWL 2, trois profils sont définis : OWL 2 EL, OWL 2 QL et OWL 2 RL. Ils peuvent être vus comme des sous-ensembles de langages de OWL 2, chaque profil correspond à une restriction syntaxique de OWL 2. OWL 2 EL est basé sur la famille \mathcal{EL} des Logiques de Description. Il a été défini pour l'exploitation de très larges ontologies et des tâches standards de raisonnement. OWL 2 QL (Query Language) et OWL 2 RL (Rule Language) ont été définis dans le cas d'ontologies relativement légères, mais comportant un grand nombre d'individus. OWL 2 QL convient à des applications nécessitant d'accéder à des données par des requêtes relationnelles (e.g., SQL), alors que OWL 2 RL est adapté pour les applications manipulant directement des données RDF. Ces profils offrent donc différents compromis entre le pouvoir expressif de OWL et la complexité des mécanismes de raisonnement ; notons qu'un gain d'expressivité impacte négativement l'efficacité du raisonnement – complexité algorithmique.

B.2.4 SWRL et règles

Deux rôles distincts peuvent être associés aux règles : elles peuvent être la base d'un raisonnement déductif ou bien le résultat d'un raisonnement inductif. Nous nous

intéressons dans un premier temps à l'utilisation de règles pour la mise en œuvre de raisonnements déductifs.

Le langage OWL ne permet pas d'exprimer toutes les relations, mais son expressivité peut être étendue en ajoutant des règles à l'ontologie. SWRL (Semantic Web Rule Language) [Horrocks et al., 2004] qui est un langage de règles pour le Web Sémantique permet cela, il combine le langage OWL-DL et le langage RuleML (Rule Markup Language). D'autres standards de représentation existent tels que : Jena Rules, OWL 2 DL Axioms, etc. Nous ne les développerons pas ici et nous concentrerons sur SWRL, recommandation du W3C, implémenté dans plusieurs logiciels et notamment Protégé.

SWRL permet d'exprimer des règles de type clauses de Horn. Une clause de Horn comporte au plus un littéral¹ positif, elle est alors de la forme (en calcul des prédicats) : $p_0 \vee \neg p_1 \vee \dots \vee \neg p_n$ avec $n \geq 0$. Ces clauses sont équivalentes à des règles " si ... alors ... " et peuvent également s'écrire : $p_1 \wedge \dots \wedge p_n \Rightarrow p_0$ avec $n \geq 0$.

Les règles SWRL permettent donc d'exprimer de la connaissance sous la forme d'une implication : *antecedent* \rightarrow *consequent*² signifiant que *si* l'antécédent est vrai, *alors* le conséquent l'est aussi. L'antécédent est exprimé à partir de conjonctions d'atomes, et le conséquent comporte un unique atome (clause de Horn).

Les atomes d'une règle exprimée avec SWRL sont construits soit à partir d'un prédicat unaire $C(x)$ qui correspond à une instance de concept ; soit un prédicat binaire $p(x, y)$ qui peut être une relation OWL ou une relation SWRL. En effet, SWRL possède des fonctions supplémentaires (mathématiques, booléennes, etc.) nommées "*built-in*" qui étendent les prédicats proposés dans OWL. Elles permettent notamment d'effectuer des comparaisons (e.g. `swrlb:greaterThan`) et calculs (e.g. `swrlb:multiply`), de traiter des chaînes de caractères (e.g. `swrlb:contains`) ou encore des données temporelles (e.g. `swrlb:yearMonthDuration`).

Compte tenu de ces éléments, une règle SWRL pourrait par exemple être :

```
WeatherEvent(?e) ^ hasWindSpeed(?e,?speed) ^ greaterThan(?speed,118)
  → Hurricane(?e)
```

Elle peut être interprétée comme suit : "si un évènement météorologique est caractérisé par des vents dont la vitesse est supérieure à 118 (km/h), alors c'est un ouragan". La définition de règles SWRL a donc ici pour objectif de déduire de nouvelles connaissances (faits) à partir des observations de la base (faits existants) et des règles, dans le cas où celles-ci sont satisfaites. Notons cependant que les règles SWRL ne permettent que la création par assertion de nouvelles instances de concepts ou de propriétés (aucun nouveau concept ou nouvelle relation ne peuvent être créés). Par ailleurs, le langage SWRL est indécidable³, une restriction de SWRL, appelée DL-safe rules a été proposée pour conserver le caractère décidable. Dans ce cas, les règles ne peuvent porter que sur des individus explicitement présents dans la base.

1. Un littéral (ou un fait) est un atome ou une variable ou leur négation.
 2. Des terminologies équivalentes peuvent être utilisées : prémisses et conclusion, ou encore corps et tête de la règle.
 3. Les règles SWRL sont appliquées même si les individus ne sont pas présents dans la base.

Le caractère intuitif de ces règles, proche du langage naturel, permet d'exprimer facilement de la connaissance, et offre une plus grande expressivité qu'OWL. Les mécanismes d'inférence (déduction) basés sur la satisfaction de règles définies "manuellement" conduisent à l'enrichissement de la base de connaissances.

Dans une autre démarche, il s'agit non pas de définir ces règles pour servir le raisonnement déductif mais de les découvrir, elles sont alors le produit d'un raisonnement inductif. L'objectif est d'exploiter des observations spécifiques pour inférer des règles générales pour un domaine. Par opposition au mécanisme de déduction présenté précédemment, l'analyse menée dans ce second cas est purement descriptive. Les règles décrivent la base de connaissances (ou base d'expériences ici). C'est ce principe de découverte de connaissances plus générales qui nous intéressera plus particulièrement dans nos travaux.

En effet, dans le cadre d'un RetEx dynamique, l'identification de règles *via* l'analyse de la base d'expériences correspond à la création de nouvelles connaissances par un processus de généralisation des connaissances spécifiques portées par chaque expérience. C'est cette connaissance plus générique qui doit être mobilisée pour supporter les processus de décision et contribuer à leur performance.

Supposons par exemple qu'on dispose de la base de connaissances présentée dans le Tableau B.1. Elle est définie au travers de 3 relations et 4 concepts et comporte un ensemble d'assertions. L'analyse de la base permet l'identification de règles décrivant certaines corrélations dans les données, la règle suivante pourrait par exemple être extraite :

$\text{affectedBy}(\text{?p}, \text{?d}) \wedge \text{hasType}(\text{?d}, \text{naturalDisaster}) \rightarrow \text{need}(\text{?p}, \text{shelters})$

où ?p, ?d sont des variables. Elle peut être interprétée somme suit : "Lorsqu'une population est affectée par une catastrophe d'origine naturelle il semble que des abris temporaires lui sont fournis".

TABLEAU B.1 – Exemple de base de connaissances comportant trois relations.

Relation (Domain,Range)	affectedBy (People, Disaster)	hasType (Disaster, DisasterType)	areProvidedWith (People, ReliefGoods)
	(indonesian, earthquake6.5)	(earthquake6.5, naturalDisaster)	(indonesian, shelters) (earthquake6.5, food)
	(haitians, hurricaneThomas)	(hurricaneThomas, naturalDisaster)	(haitians, shelters)
	(bahamian, hurricaneDorian)	(hurricaneDorian, naturalDisaster)	(bahamian, shelters)
	(syrians, syrianCivilWar)	(syrianCivilWar, manMadeDisaster)	(syrian, food)

L'induction étant un raisonnement inexact basé sur la généralisation, une règle identifiée traduit l'observation d'une corrélation dans les données mais ne permet pas d'établir l'existence d'une relation de causalité entre l'antécédent et le conséquent de la règle. Nous nous basons dans nos travaux sur ce mécanisme pour identifier des règles exprimant une corrélation entre certaines caractéristiques des expériences et leur succès/échec.

Le langage SWRL permet donc d'exprimer ces règles d'association, mais avec certaines contraintes d'expressivité. En effet, elles ne pourront pas être composées des

fonctions ‘built-in’ de SWRL, elles comporteront uniquement des instances de concepts ou des relations OWL – contrairement aux règles construites pour des raisonnements déductifs.

Annexe C

Illustration dans le domaine humanitaire : ressources complémentaires

C.1 Ressources complémentaires

Le Tableau C.1 présente différentes ressources (ontologies ou vocabulaires) identifiées et portant spécifiquement sur le domaine de l'aide humanitaire ou plus largement sur la gestion de crises et de situations d'urgence. Cette liste, adaptée de [Liu et al., 2013] et enrichie, n'est pas exhaustive. D'autres ressources peuvent être identifiées par exemple à partir des bibliothèques d'ontologies telles que Swoogle, Watson... En plus de ces ressources ontologiques, nous pouvons mentionner l'utilisation de bases de données telles que GeoNames, décrites en RDF.

Notons par ailleurs qu'il existe de très nombreuses bases de données (ressources non ontologiques) liées au domaine de l'aide humanitaire, la gestion de catastrophes et publiées par différents organismes tels que les nations unies, l'organisation mondiale de la Santé (WHO), etc. Undata¹ rassemble par exemple différentes bases de données concernant des aspects démographiques, des indicateurs de développement humain, des indicateurs de développement sur la performance logistique, des données sur les réfugiés et populations déplacées... Le Global Health Observatory data repository² fournit lui des données concernant l'accès aux soins, les taux de couverture effectifs associés au traitement de différentes maladies par pays, etc. Les bases de données EM-DAT³ et Gdacs⁴ fournissent elles des informations précises sur les catastrophes : leur localisation, leur type, leur impact (nombre de morts, disparus, blessés, affectés...), etc. ACLED (The Armed Conflict Location & Event Data Project)⁵ collecte et met à disposition des données sur des événements de type *violences politiques* (guerres, actes violents à l'encontre des civils, émeutes, manifestation, etc.) telles que : leurs dates, acteurs, localisation, nombre de morts, acteurs... Ces ressources ne sont que quelques

-
1. <http://data.un.org/Explorer.aspx?d=18>.
 2. <https://apps.who.int/gho/data/node.home>.
 3. <https://www.emdat.be/>.
 4. <https://www.gdacs.org/>.
 5. <https://acleddata.com/#/dashboard>.

exemples parmi la diversité et quantité de bases de données existantes sur le domaine humanitaire.

C.1.1 L'exemple de HXL

HXL, Humanitarian eXchange Language, est une initiative conduite par l'OCHA¹ pour permettre la standardisation et l'harmonisation des données dans le domaine humanitaire. Une première itération a abouti à la définition d'un vocabulaire contrôlé basé sur les technologies du Web Semantique (RDF) et suivant le paradigme des données liées [Kessler et Hendrix, 2009]. Cette première solution a cependant été abandonnée au profit d'une solution basée sur un système de *balises* (*Hashtags*) ne nécessitant pas de changements significatifs dans les pratiques de la communauté humanitaire. Il s'agit d'un simple ajout de balises dans les tableaux et bases de données. Une balise est par exemple "# affected" (pour le nombre de personnes affectées par la crise) et peut être affinée en ajoutant un ou plusieurs *attributs* tels que "+f" (pour femmes), e.g. "# affected +f" signifie le nombre de femmes affectées, etc. Certaines balises imposent des types de données, e.g. "# affected" étiquette nécessairement une colonne comportant des nombres. Les utilisateurs ont la possibilité de créer de nouvelles balises. Un extrait de ces balises et attributs est présenté dans la Figure C.1.

Langue d'échange humanitaire
hxistandard.org
version 1.1

Qu'est-ce que «HXL» ?

HXL est une norme de données conçue pour interagir simplement avec des tableaux, APIs et bases de données pour améliorer le partage d'information lors d'une crise humanitaire, sans introduire d'exigences supplémentaires.

Insérer les balises «HXL»

Organisation	Cluster	District
#org	#sector	#adm1
Org A	WASH	Côtier
Org B	Santé	Plaines
Org C	Éducation	Côtier

Insérer les balises HXL entre les entêtes et les données.

Utiliser des attributs comme **+code** pour affiner les balises. Leur ordre n'est pas important :
#affected +f +children est équivalent à #affected +children +f

S'il faut créer de nouvelles étiquettes, commencer par #x_, par exemple #x_virulence (non requis pour les attributs personnalisés tels que +unverified).

Emplacements

#region *région supranationale*
#country *pays*
#adm1...#adm5 *subdivisions administratives*
ex. #adm2 +name *nom du 2^e niveau administratif*
ex. #adm2 +code *P-code du 2^e niveau administratif*
#loc *position (ex. camp, village)*
#geo *infos géographiques*

Operations et réponses

#org *organisation humanitaire*
#contact *infos de contact*
#sector *secteur ou cluster humanitaire*
#subsector *sous-secteur humanitaire*
#activity *programme, projet, ou activité*
#output *produit d'une activité*
#frequency *fréquence de l'activité*
#capacity *capacité à répondre (ex # lits)*

Exemples d'attributs

Personnes	Dates	Effets
+f	+start	+killed
+m	+end	+injured
+i	+reported	+infected
+infants	+event	+displaced
+children	<u>Géographie</u>	+idsps
+adolescents	+lat	+refugees

FIGURE C.1 – Extrait de HXL : exemples de balises et attributs définis.

1. Bureau de la coordination des affaires humanitaires (Office for the Coordination and Humanitarian Affairs - OCHA).

TABLEAU C.1 – Exemples de ressources (ontologies, vocabulaires) liées au domaine humanitaire et à la gestion de situations d’urgence/de crise.

Objectif	Domaines couverts	Expressivité	Classes	Propriétés (object+data)	Ressources réutilisées	Accès	Auteurs
Exemples de ressources spécifiques au domaine humanitaire (aide, réponse, logistique)							
MOAC (Management Of A Crisis Vocabulary)	Publier les données des organisations humanitaires et lier les informations sur la crise provenant de différentes sources (vocabulaire contrôlé).	organisations, activités de réponse, ressources, catastrophes, dommages, localisation (réfugiés)...	RDF(S)	70	30	FOAF	oui ¹ [Limbu, 2012]
HXL (Humanitarian eXchange Language)	Permettre la standardisation des données dans le domaine humanitaire et faciliter leur échange (vocabulaire contrôlé).	organisation, réponse humanitaire, catastrophes, géographie	RDF(S) (SH(D))	50	40+26	FOAF, SKOS, lien vers des vocabulaires UN OCHA (types de catastrophe, types d’organisation)	oui (ébauche) ² [Keßler et Hendrix, 2009]
EDXL Ontology (Emergency Data Exchange Language)	Ontologie basée sur le standard EDXL, développée pour faciliter le partage d’informations sur une situation d’urgence entre des entités gouvernementales et des organisations liées à la gestion de l’urgence. Améliorer la coordination des actions (qualité et rapidité).	concepts qui implémentent une partie du standard EDXL : catégories et types d’incidents, victimes...	RDF(S)	-	-	-	oui ³ [Barros et al., 2015]
HAO (Humanitarian Assistance Ontology)	Fournir une représentation structurée à partir de données non structurées sur la crise, identifier les besoins de la crise et recommander les actions à suivre à partir des standards humanitaires. Deux ontologies : <i>crisis identification ontology</i> et <i>crisis response ontology</i> .	identification de la crise (lieux, événements, besoins, acteurs ...) et réponse à la crise (standards humanitaires)	OWL? règles logiques	+ -	-	Dbpedia	- [Jihan et Segev, 2014]
SemRAlloc	Automatiser l’allocation des ressources au cours d’une crise humanitaire à partir de la représentation de l’environnement de la crise et du raisonnement sur celle-ci pour supporter la prise de décision.	acteurs de la crise (agences, partenaires, donateurs), allocation de ressources, crises humanitaires, analyse des besoins de la crise	OWL/SWRL	-	-	-	- [Shamoug et al., 2014], [Shamoug et Juric, 2017]
HARE ontology (Humanitarian Aid for Refugees in Emergency)	Intégrer les informations liées à l’aide humanitaire (assistance aux réfugiés) issues de plusieurs bases de données.	aide humanitaire, acteurs, assistance aux réfugiés	-	268	105+73	DOLCE, SUMO, SWEET, Wordnet	- [Apisakmontri et al., 2016]

Exemples de ressources sur la gestion de crises									
CROnto (Crisis Response Ontology)	Représenter une situation de crise et fournir des connaissances unifiées et partageables entre les parties prenantes. Ontologies de domaines : <i>Crisis features</i> et <i>Crisis effect</i> . Ontologie de tâche : <i>Crisis response</i> .	caractéristiques d'une crise, effets et impacts de la crise, réponse à la crise	OWL	≥ 69		Soknos? MOAC	? Non		[Bannour et al., 2019]
Empathi ontology (Emergency Managing and Planning about Hazard Crises)	Ontologie de domaine sur les crises pour faciliter la gestion de crise, sensibiliser aux situations à risque.	gestion de crise, catastrophes, impact, localisation, infrastructures, acteurs, services	OWL (<i>SROIQ(D)</i>)	423	338	FOAF, Skos, SIOC, DC-terms, LODE	oui ¹		[Gaur et al., 2019]
SOFERS (Scenario Ontology for Emergency Response System)	Comporte 3 ontologies : ontologie de haut niveau, ontologie contenant le vocabulaire de base (définition des concepts et relations liés à mitigation, classification des urgences, causes des catastrophes), ontologie de domaine (scenario pour tremblements de terre).	réponse aux situations d'urgence : classification des urgences, causes des catastrophes, impact...	(SWRL)	134	56	(fact Forge)			[Liu et al., 2014]
EmergencyResponse Ontology	Standardiser les concepts génériques applicables à différents systèmes d'intervention d'urgence : vocabulaire commun à différentes organisations qui ont besoin de partager des informations et connaissances sur la crise.	<i>emergency response system</i>		19	-	aucune			[Li et al., 2008]
beAWARE ontology	Ontologie pour la gestion des crises liées aux risques climatiques (<i>climate-related crisis</i>) et développée dans le cadre d'un projet européen.	<i>situational awareness</i> (perception de la situation), représentation de la crise : types de catastrophes climatiques, paramètres climatiques (données capteurs), équipes de secours mobilisées, incidents liés à la crise et impact	OWL 2 (<i>ST</i>)	68	75+25		oui ²		[Kontopoulos et al., 2018]
AKTiveSA	Améliorer la connaissance /perception de la situation dans des scenario d'aide humanitaire.	aspects géographiques, transports, équipements militaires et humanitaires	OWL	2256	166+19	-			[Smart et al., 2007]
SoKNOS	Faciliter la mise à disposition d'informations utiles au bon moment. Plusieurs ontologies développées : ontologie sur la gestion de crise, et ontologies spécifiques pour les ressources, les <i>damage</i> , et réglementation entre ressources et <i>damages</i>	gestion de crise, ressources, dommages, réglementation entre ressources et dommages	OWL DL	-	-	DOLCE	non		[Babitski et al., 2011]
Exemple de ressource sur la logistique									
Logistics ontology	Modèle de connaissances capturant les différents aspects du domaine logistique. Représentation unifiée des données logistiques et description des processus logistiques.	logistique (acteurs, services...), gestion d'une chaîne d'approvisionnement	OWL DL						[Hoxha et al., 2010]

C.2 Définition de formulaires pour l'acquisition de l'information

Dans une perspective d'outillage de l'approche, différents développements, parfois reconsidérés, ont été étudiés. Des développements partiels ont été proposés mais ne tiennent pas compte de toute la complexité de l'approche. Concernant l'étape A, afin d'exprimer de la connaissance sur les missions suivant le référentiel défini, nous avons travaillé sur la définition de formulaires (définition des spécifications). Ces spécifications (types d'éléments, exigences, valeurs prédéfinies...) concernent à la fois les parties contexte, stratégie et évaluation des missions. Un exemple est donné en Figure C.2 pour quelques éléments de contexte. La Figure C.3 présente les éléments associés aux critères et servant à l'évaluation de la performance globale des missions. Une partie de ces formulaires a été implémentée dans le cadre d'un projet d'étudiants, la Figure C.4 illustre le premier formulaire servant à la saisie du contexte général d'une mission (date et localisation). Notons que ces développements sont intégrés dans un outil permettant le stockage des informations saisies et leur mise en correspondance avec le schéma RDF défini. Une interface d'entrée permet la création d'un projet auquel différentes missions pourront être associées. Différentes fonctions permettent la description des missions, leur modification ou suppression de la base. Un traitement spécifique peut être associé à l'ensemble de missions contenues dans un projet. Dans le cadre de ces développements, nous utilisons l'outil Amie+ [Galárraga et al., 2015] pour le traitement des expériences, il permet la découverte de règles d'association à partir de données RDF. Une interface permet la présentation des résultats de ce traitement (listing des règles extraites) et le filtrage des règles par l'utilisateur suivant différentes métriques utilisées dans Amie+ pour l'évaluation des règles.

Field name	required	Element /input Type	Attributes /input restrictions	form checking /error	Source
GENERAL CONTEXT					
Operational project (name)	(*)	input text (string)	required max length 50 Doit être unique		expert (i.e. user)
Operational project (code)	(*)	input text	max length 5 Restriction format : 2 lettres correspondant au code (ISO 3166 - 2 letters) du pays+ 3 chiffres e.g. CF148, IQ209 Doit être unique Caractères spéciaux interdits	vérifier format - erreur si format non respecté	expert / utilisateur
Description		text area	rows 5, col 30 max length 1000 caractères		expert / utilisateur
Disaster event(s)	(*)	Choix multiple parmi une liste de valeurs. Select multiple ? Checkboxes?	Value = [- Natural disaster - DR - Drought - EQ - Earthquake - EC - Extratropical Cyclone - ... - TC - Tropical Cyclones - WV - Wave/Surge - TS - Tsunami - SS - Storm Surge - CE - Complex Emergency - (Armed) conflict - Population displacement - EP - Epidemic -Pandemics - FA - Famine - malnutrition crisis]		Classification EM-DAT
Event Glide number (search Glide number)		input text	maxlength 18 Restriction format : two letters to identify the disaster type (e.g. EQ - earthquake); the year of the disaster; a six-digit, sequential disaster number; and the three-letter ISO code for country of occurrence. (e.g. GLIDE number for West-India Earthquake in India is: EQ-2001-000033-IND)	vérifier format - erreur si format non respecté	GLIDE number: global and unique identifier to all disaster events meeting EM-DAT (disaster database) criteria. http://www.glide.number.net/
Mass Activity Support.	(*)	Select multiple ? Checkboxes? Choix multiple parmi une liste d'options/valeurs.	Value = [- Food - food rations - nutritional supplement - Non Food Item (NFI) - shelters - tent - construction kit - plastic sheeting/tarpaulin - bedding equipment - kitchen kit - hygiene kit - Medical treatment - vaccine - medicine / drugs]		expert / utilisateur
...		
LOCALISATION - ENVIRONMENT					
Country	(*)	input text	autocomplete on	Vérifier cohérence avec code projet et glide number (cf. code ISO)	https://www.geonames.org/
Region of interest (first administrative division)	(*)	input text ou bien select à partir d'une liste ?	autocomplete on		https://www.geonames.org/
Environment features	(*)	select list ou radio ?	options = [Urban, Rural, Camps]		
Population density (region of interest) (pop./km ²)		select	- low. <25 - medium 26-50 - 51-100 - high. 100-250 - 250 -500 - very high. >500		
...		

FIGURE C.2 – Extrait des spécifications définies pour les formulaires d'acquisition des informations sur le contexte des missions.

The screenshot shows a web application interface for defining criteria forms. The interface includes a search bar, navigation tabs, and a form titled 'Définition des critères'. The form has several sections: 'Nom du Critère', 'Commentaire, description', 'Variation de la performance', 'Echelle', 'Domaine de valeurs', and 'Nombre de niveaux'. A table is overlaid on the right side of the screenshot, providing specifications for each form element.

ref	name	Requie red (*)	Element / Input type	Input restriction & attributes	Default value	Form checking/error
1	Nom du critère	(*)	Input text	- Maxlength : 50 caractères - Pas de caractères spéciaux, ou numériques, ni espaces	Aucune	Champ non renseigné / message d'erreur
2	Commentaires, description		Text area Rows 5, cols 30	- Chaînes de caractères, caractères spéciaux, caractères numériques, espaces autorisés	Aucune	
3	Variation de la performance	(*)	Select Menu déroulant	- Values : [Maximiser/Minimiser]	[Maximiser]	
4

FIGURE C.3 – Extrait des spécifications définies pour les formulaires d'acquisition des informations sur les critères et maquette associée.

The screenshot shows a web application interface for describing a mission. The interface includes a header with the user's name 'Matthias' and a sidebar with navigation options: 'Repository', 'Evaluation', and 'Operations'. The main content area displays a form for 'Form A - New mission' with sections for 'Period' (Start date: 2018-03-21, End date: 2018-08-12) and 'Localisation'. The 'Localisation' section has a 'Country' dropdown set to 'France' and a 'Région' dropdown set to 'Occitanie'. A map is visible on the right side of the form. The form also includes a 'Base' section and buttons for 'DELETE' and 'EVALUATE'.

FIGURE C.4 – Exemple de formulaire implémenté pour la description partielle d'une mission.

Annexe D

Règles non-dominées

Nous exposons dans cette annexe l'ensemble de règles non-dominées $\mathcal{R}_{r,t,d}$ obtenu dans le cadre de l'illustration du Chapitre 6. Les règles sélectionnées dans $\mathcal{R}_{r,t,d}$ et leurs scores sur les 9 mesures d'intérêt sont présentés dans le Tableau D.1.

TABLEAU D.1 – Règles non-dominées sélectionnées dans $\mathcal{R}_{r,t,d}$ et scores sur les 9 mesures.

$r \in \mathcal{R}^*$	1	2	3	4	5
r_1	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable\}$
r_2	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, good\}$
r_3	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, good, limited\}$
r_4	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, limited\}$
r_5	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \{centralArea\}$	$\rightarrow \{acceptable, insufficient, limited\}$
r_6	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \{centralArea\}$	$\rightarrow \{insufficient, limited\}$
r_7	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable\}$
r_8	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, good\}$
r_9	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \Theta_5$
r_{10}	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, good, limited\}$
r_{11}	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, limited\}$
r_{12}	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \{remoteArea\}$	$\rightarrow \{acceptable, good\}$
r_{13}	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader, localAuthorities, moh\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, good\}$
r_{14}	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader, localAuthorities, moh\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, good, limited\}$
r_{15}	Θ_1	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader, localAuthorities, moh\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{good\}$
r_{16}	$\{drugs, vaccines\}$	$\wedge \{rural\}$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, good, limited\}$
r_{17}	$\{food\}$	$\wedge \{camp, urban\}$	$\wedge \{communityLeader, localAuthorities, moh\}$	$\wedge \{remoteArea\}$	$\rightarrow \{acceptable\}$
r_{18}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, good\}$
r_{19}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, good, limited\}$
r_{20}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable\}$
r_{21}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, good\}$
r_{22}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, insufficient, limited\}$
r_{23}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, limited\}$
r_{24}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader, localAuthorities, moh\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable\}$
r_{25}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader, localAuthorities, moh\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, good\}$
r_{26}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader, localAuthorities, moh\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, good, limited\}$
r_{27}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \{communityLeader, localAuthorities, moh\}$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, limited\}$
r_{28}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \{camp, urban\}$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{acceptable, insufficient, limited\}$
r_{29}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \{camp, urban\}$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \{remoteArea\}$	$\rightarrow \{acceptable\}$
r_{30}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \{camp, urban\}$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \{remoteArea\}$	$\rightarrow \{acceptable, good\}$
r_{31}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \{camp, urban\}$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \{remoteArea\}$	$\rightarrow \{acceptable, good, limited\}$
r_{32}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \{camp, urban\}$	$\wedge \{communityLeader, localAuthorities, moh\}$	$\wedge \{remoteArea\}$	$\rightarrow \{acceptable, good\}$
r_{33}	$\{food, nfi, shelters\}$	$\wedge \{camp, urban\}$	$\wedge \{communityLeader, localAuthorities, moh\}$	$\wedge \{remoteArea\}$	$\rightarrow \{acceptable, good, limited\}$
r_{34}	$\{nfi\}$	$\wedge \{camp\}$	$\wedge \{internationalNgo\}$	$\wedge \{centralArea\}$	$\rightarrow \{insufficient\}$
r_{35}	$\{nfi, shelters\}$	$\wedge \Theta_2$	$\wedge \Theta_3$	$\wedge \Theta_4$	$\rightarrow \{insufficient, limited\}$

	$supp(r)$	$conf(r)$	$IC(r)$	$1 - Bel(A \times \bar{B})$	$1 - Bel(\bar{B} A)$	$1 - Bel(\bar{A} \times B)$	$1 - Bel(B \bar{A})$	$Bel(\bar{A} \times \bar{B})$	$Bel(\bar{B} \bar{A})$
	$g_1(r)$	$g_2(r)$	$g_3(r)$	$1 - g_4(r)$	$1 - g_5(r)$	$1 - g_6(r)$	$1 - g_7(r)$	$g_8(r)$	$g_9(r)$
r_1	0.3	0.5	0.456	0.9	0.75	0.8	0.667	0.2	0.5
r_2	0.4	0.666	0.363	1,000	1,000	0.7	0.5	0.1	0.25
r_3	0.4	1	0.291	1,000	1,000	0.7	0.251	0.1	0.166
r_4	0.3	0.75	0.363	0.9	0.834	0.8	0.5	0.2	0.333
r_5	0.4	0.8	0.157	1,000	1,000	0.8	0.5	0.1	0.2
r_6	0.2	0.333	0.228	0.8	0.6	1	1	0.3	0.749
r_7	0.5	0.5	0.228	0.5	0.5	1	0.347	0	0.308
r_8	0.7	0.7	0.135	0.7	0.7	1	0.347	0	0.308
r_9	1	1	0	1	1	1	0.347	0	0.308
r_{10}	0.9	0.9	0.064	0.9	0.9	1	0.347	0	0.308
r_{11}	0.7	0.7	0.135	0.7	0.7	1	0.347	0	0.308
r_{12}	0.3	0.75	0.228	1,000	1,000	0.8	0.6	0.2	0.333
r_{13}	0.6	0.749	0.199	0.9	0.858	0.9	0.667	0.1	0.5
r_{14}	0.7	1	0.128	1	1	0.9	0.5	0.1	0.333
r_{15}	0.2	0.25	0.292	0.5	0.286	1	1	0.2	1
r_{16}	0.3	1	0.424	1	1	0.4	0.143	0.1	0.142
r_{17}	0.2	1	0.744	1	1	0.7	0.626	0.5	0.625
r_{18}	0.3	0.75	0.488	1	1	0.6	0.429	0.2	0.333
r_{19}	0.3	1	0.417	1	1	0.5	0.167	0.1	0.142
r_{20}	0.4	0.57	0.353	0.7	0.572	0.9	0.667	0.2	0.666
r_{21}	0.5	0.714	0.260	0.8	0.715	0.8	0.334	0.1	0.333
r_{22}	0.6	0.857	0.189	0.9	0.858	0.8	0.334	0.1	0.333
r_{23}	0.5	0.714	0.260	0.8	0.715	0.8	0.334	0.1	0.333
r_{24}	0.3	0.6	0.417	0.8	0.6	0.8	0.6	0.3	0.6
r_{25}	0.4	0.8	0.324	0.9	0.8	0.7	0.4	0.2	0.4
r_{26}	0.5	1	0.253	1,000	1,000	0.6	0.2	0.1	0.2
r_{27}	0.4	0.8	0.324	0.9	0.8	0.7	0.4	0.2	0.4
r_{28}	0.4	0.8	0.260	0.9	0.834	0.7	0.251	0.1	0.2
r_{29}	0.2	0.5	0.516	0.9	0.75	0.8	0.667	0.3	0.5
r_{30}	0.3	0.75	0.424	1	1	0.7	0.5	0.2	0.333
r_{31}	0.3	1	0.353	1	1	0.6	0.2	0.1	0.142
r_{32}	0.3	0.75	0.488	1	1	0.6	0.429	0.2	0.333
r_{33}	0.3	1	0.417	1	1	0.5	0.167	0.1	0.142
r_{34}	0.1	1	1	1	1	1	1	0.899	1
r_{35}	0.2	0.4	0.332	0.7	0.4	0.9	0.8	0.4	0.8

Bibliographie

- Aamodt, A. et Plaza, E. (1994). « Case-based reasoning : Foundational issues, methodological variations, and system approaches ». In : *AI communications* 7.1, p. 39-59.
- Abecker, A., Bernardi, A., Hinkelmann, K., Kuhn, O. et Sintek, M. (1998). « Toward a technology for organizational memories ». In : *IEEE Intelligent Systems and their Applications* 13.3, p. 40-48.
- Aggarwal, C. C., éd. (2009). *Managing and Mining Uncertain Data*. T. 35. Advances in Database Systems. Boston, MA : Springer US.
- Agrawal, R., Imieliński, T. et Swami, A. (1993). « Mining association rules between sets of items in large databases ». In : *Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD international conference on Management of data*, p. 207-216.
- Agrawal, R., Srikant, R. et al. (1994). « Fast algorithms for mining association rules ». In : *Proceedings of the 20th international conference on Very Large Data Bases, VLDB*. Santiago de Chile, Chile, p. 487-499.
- Ait-Mlouk, A., Gharnati, F. et Agouti, T. (2016). « Multi-agent-based modeling for extracting relevant association rules using a multi-criteria analysis approach ». In : *Vietnam Journal of Computer Science* 3.4, p. 235-245.
- Ait-Mlouk, A., Gharnati, F. et Agouti, T. (2017). « An improved approach for association rule mining using a multi-criteria decision support system : a case study in road safety ». In : *European transport research review* 9.3, p. 40.
- Akharraz, A. (2004). « Acceptabilité de la décision et risque décisionnel : Un système explicatif de fusion d'informations par l'intégrale de Choquet ». Thèse de doct. Université de Savoie.
- Akharraz, A., Mauris, G. et Montmain, J. (2002). « A project decision support system based on an elucidative fusion system ». In : *Proceedings of the 5th International Conference on Information Fusion. FUSION 2002*. IEEE, p. 593-599.
- Alexopoulos, P., Wallace, M., Kafentzis, K. et Askounis, D. (2010). « Utilizing Imprecise Knowledge in Ontology-based CBR Systems by Means of Fuzzy Algebra. » In : *International Journal of Fuzzy Systems* 12.1.
- Anand, S. S., Bell, D. A. et Hughes, J. G. (1996). « EDM : A general framework for data mining based on evidence theory ». In : *Data & Knowledge Engineering* 18.3, p. 189-223.
- Apisakmontri, P., Nantajeewarawat, E., Ikeda, M. et Buranarach, M. (2016). « An ontology-based framework for semantic reconciliation in humanitarian aid in emergency information systems ». In : *Journal of Information Processing* 24.1, p. 73-82.

- Authier, M. et Pierre, L. (1992). *Les arbres de connaissances*. Editions la découverte.
- Baader, F., Calvanese, D., McGuinness, D., Nardi, D. et Patel-Schneider, P. (2003). *The description logic handbook : Theory, implementation and applications*. NY, USA : Cambridge University Press.
- Babitski, G., Bergweiler, S., Grebner, O., Oberle, D., Paulheim, H. et Probst, F. (2011). « SoKNOS—using semantic technologies in disaster management software ». In : *Extended Semantic Web Conference*, p. 183-197.
- Baesens, B., Viaene, S. et Vanthienen, J. (2000). « Post-processing of association rules ». In : *Workshop on Post-Processing in Machine Learning and Data Mining, 6th ACM SIGKDD Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining*.
- Bana E Costa, C. A., De Corte, J.-M., Vansnick, J.-C. et al. (2016). « On the mathematical foundations of MACBETH ». In : *Multiple Criteria Decision Analysis*. Springer, p. 421-463.
- Bana E Costa, C. A. et Vansnick, J. (1994). « MACBETH : a theoretical framework for measuring attractiveness by a categorical based evaluation technique ». In : *11th International Conference on Multicriteria Decision Aid*.
- Bannour, W., Maalel, A. et Ben Ghezala, H. (2019). « Ontology-Based Representation of Crisis Response Situations ». In : *International Conference on Computational Collective Intelligence*. Springer, p. 417-427.
- Barros, R., Kislansky, P., Salvador, L., Almeida, R., Breyer, M., Pedraza, L. G. et Vieira, V. (2015). « EDXL-RESCUER ontology : an update based on Faceted Taxonomy approach ». In : *Proceedings of the Brazilian Seminar on Ontologie*.
- Barthelme-Trapp, F et Vincent, B (2001). « Analyse comparée de méthodes de gestion des connaissances pour une approche managériale ». In : *Actes de la Xème Conférence de l'Association Internationale de Management Stratégique*.
- Baumard, P. et Starbuck, W. H. (1996). *Organisations déconcertées : la gestion stratégique de la connaissance*. Masson Paris.
- Beamon, B. M. et Balcik, B. (2008). « Performance measurement in humanitarian relief chains ». In : *International Journal of Public Sector Management*.
- Beckman, T. (1997). « A methodology for knowledge management ». In : *International Association of Science et Technology for Development*.
- Beler, C. (2008). « Modélisation générique d'un retour d'expérience cognitif. Application à la prevention des risques ». Thèse de doct. Institut National Polytechnique de Toulouse.
- Bellenger, A. et Gatepaille, S. (2010). « Uncertainty in Ontologies : Dempster-Shafer Theory for Data Fusion Applications ». In : *Workshop on Theory of Belief Functions*.
- Ben Ayed, S., Elouedi, Z. et Lefevre, E. (2019). « CEVM : Constrained Evidential Vocabulary Maintenance Policy for CBR Systems ». In : *32th International Conference on Industrial, Engineering other Applications of Applied Intelligent Systems. IEA/AIE 2019*, p. 579-592.

- Benferhat, S., Thierry, D., Dubois, D. et Prade, H. (2014). « Représentations de l'incertitude en intelligence artificielle ». In : *Représentation des connaissances et formalisation des raisonnements*. T. 1. Cepadues Editions.
- Bergmann, R. (2002). *Experience management : foundations, development methodology, and internet-based applications*. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag.
- Bergmann, R., Kolodner, J. et Plaza, E. (2006). « Representation in case-based reasoning ». In : *The Knowledge Engineering Review* 20.3, p. 209-213.
- Bernecker, T., Kriegel, H.-P., Renz, M., Verhein, F. et Zuefle, A. (2009). « Probabilistic frequent itemset mining in uncertain databases ». In : *Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. ACM, p. 119-128.
- Berners-Lee, T., Hendler, J., Lassila, O. et al. (2001). « The semantic web ». In : *Scientific american* 284.5, p. 28-37.
- Bertin, A., Noyes, D. et Clermont, P. (2012). « Problem solving methods as Lessons Learned System instrumentation into a PLM tool ». In : *14th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing*, pp-1141.
- Bouchard, C., Abi-Zeid, I., Beauchamp, N., Lamontagne, L., Desrosiers, J. et Rodriguez, M. (2010). « Multicriteria Decision Analysis for the Selection of a Small Drinking Water Treatment System ». In : *Journal of Water Supply : Research and Technology - Aqua* 59.4, p. 230-242.
- Bouchon-Meunier, B. et Nguyen, H. T. (1996). *Les incertitudes dans les systèmes intelligents*. Presses universitaires de France.
- Bouker, S., Saidi, R., Yahia, S. B. et Nguifo, E. M. (2012). « Ranking and selecting association rules based on dominance relationship ». In : *24th international conference on tools with artificial intelligence (2012 IEEE)*. T. 1. IEEE, p. 658-665.
- Bourne, C (1997). « Catégorisation et formalisation des connaissances industrielles ». In : *Connaissances et Savoir-faire en entreprise, Hermès*, p. 179-197.
- Bouyssou, D. (1990). « Building criteria : a prerequisite for MCDA ». In : *Readings in multiple criteria decision aid*. Springer, p. 58-80.
- Brachman, R. et Levesque, H. (2004). *Knowledge Representation and Reasoning*. The Morgan Kaufmann Series in Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann.
- Brans, J.-P. et Mareschal, B. (2005). « PROMETHEE methods ». In : *Multiple criteria decision analysis : state of the art surveys*. Springer, p. 163-186.
- Brickley, D. et Guha, R. (2004). *RDF Schema 1.1 - W3C Recommendation*. <https://www.w3.org/TR/rdf-schema/>.
- Britton, B. (2005). « Organisational Learning in NGOs : Creating the Motive, Means and Opportunity ». In : *Praxis Paper* 3.
- Buttler, T. et Lukosch, S. (2012). « Rethinking lessons learned capturing : using storytelling, root cause analysis, and collaboration engineering to capture lessons learned about project management ». In : *Proceedings of the 12th International Conference on Knowledge Management and Knowledge Technologies*. ACM, p. 3.

- Cailloux, O., Meyer, P. et Mousseau, V. (2012). « Eliciting ELECTRE TRI category limits for a group of decision makers ». In : *European Journal of Operational Research*, *EJOR* 223.1, p. 133-140.
- Carrillo, P., Ruikar, K. et Fuller, P. (2013). « When will we learn ? Improving lessons learned practice in construction ». In : *International journal of project management* 31.4, p. 567-578.
- Chebel-Morello, B. et Pouchoy, S. (2008). « Modèle fédérant les différentes approches de retour d'expérience en entreprise : application à la chaîne logistique aéronautique ». In : *Logistique & Management* 16.1, p. 69-86.
- Cheetham, W., Shiu, S. et Weber, R. O. (2005). « Soft case-based reasoning ». In : *The Knowledge Engineering Review* 20.3, p. 267-269.
- Chein, M. et Mugnier, M.-L. (2008). *Graph-based knowledge representation : computational foundations of conceptual graphs*. Springer Science & Business Media.
- Chen, M.-C. (2007). « Ranking discovered rules from data mining with multiple criteria by data envelopment analysis ». In : *Expert Systems with Applications* 33.4, p. 1110-1116.
- Chirumalla, K., Johansson, C., Bertoni, M. et Isaksson, O. (2012). « Capturing and sharing lessons learned across boundaries : A video-based approach ». In : *European Conference on Information Systems*.
- Choi, D. H., Ahn, B. S. et Kim, S. H. (2005). « Prioritization of association rules in data mining : Multiple criteria decision approach ». In : *Expert Systems with Applications* 29.4, p. 867-878.
- Chui, C.-K., Kao, B. et Hung, E. (2007). « Mining frequent itemsets from uncertain data ». In : *Pacific-Asia Conference on knowledge discovery and data mining*. Springer, p. 47-58.
- Clermont, P, Béler, C, Rakoto, H, Desforges, X et Geneste, L (2007). « Capitalisation et exploitation du retour d'expérience : un raisonnement à partir de cas étendu aux systèmes sociotechniques ». In : *Hermès*.
- Collins, A. M. et Quillian, M. R. (1969). « Retrieval time from semantic memory ». In : *Journal of verbal learning and verbal behavior* 8.2, p. 240-247.
- Corbel, J. (1997). « Méthodologie de retour d'expérience : démarche MEREX de Renault ». In : *Hermès* 129.
- Cunningham, P. (1998). « CBR : Strengths and Weaknesses ». In : *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems, IEA/AIE*, p. 517-524.
- Davenport, T. H. et Prusak, L. (1998). *Working knowledge : How organizations manage what they know*. Harvard Business School Press.
- David, O, Loving, A., Palmer, J., Ciattaglia, S et Friconneau, J. (2005). « Operational experience feedback in JET Remote Handling ». In : *Fusion engineering and design* 75, p. 519-523.
- Davidson, A. L. (2006). « Key performance indicators in humanitarian logistics ». Thèse de doct. Massachusetts Institute of Technology.

- Davis, R., Shrobe, H. et Szolovits, P. (1993). « What is a knowledge representation ? »
In : *AI magazine* 14.1, p. 17-33.
- De Zutter, P. (1994). *Des histoires, des savoirs, des hommes : l'expérience est un capital*. Éditions Charles Léopold Mayer.
- Dempster, A. P. (1967). « Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping ». In : *The Annals of Mathematical Statistics* 38, p. 325-339.
- Denguir, A. (2007). « Un cadre possibiliste pour l'aide à la décision multicritère et multi-acteurs-Application au marketing et au benchmarking de sites e-commerce ». Thèse de doct. Université de Savoie.
- Denguir-Rekik, A., Mauris, G. et Montmain, J. (2006). « Propagation of uncertainty by the possibility theory in Choquet integral-based decision making : application to an E-commerce website choice support ». In : *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 55.3, p. 721-728.
- Diakoulaki, D., Antunes, C. H. et Martins, A. G. (2005). « MCDA and energy planning ». In : *Multiple criteria decision analysis : state of the art surveys*. Springer, p. 859-890.
- Dias, L. C. et Mousseau, V. (2006). « Inferring ELECTRE's veto-related parameters from outranking examples ». In : *European Journal of Operational Research, EJOR* 170.1, p. 172-191.
- Díaz-Agudo, B., González-Calero, P. A., Recio-García, J. A. et Sánchez-Ruiz-Granados, A. A. (2007). « Building CBR systems with jCOLIBRI ». In : *Science of Computer Programming* 69.1-3, p. 68-75.
- Didier, S. (2011). « Quand la capitalisation d'expérience investit le champ de la coopération internationale : enquête auprès d'OSI/ONG françaises ». In : *Knowledge Management for Development Journal* 7.2, p. 194-206.
- Dieng, R., Corby, O., Gandon, F., Giboin, A., Golebiowska, J., Matta, N. et Ribiere, M. (2001). *Méthodes et outils pour la gestion des connaissances : une approche pluridisciplinaire du knowledge management*. Informatiques - Série Systèmes d'information. Dunod.
- Dillon, N. et Campbell, L. (2018). *Lessons Papers : A Methods Note*. ALNAP.
- Djouadi, Y., Redaoui, S. et Amroun, K. (2007). « Mining association rules under imprecision and vagueness : towards a possibilistic approach ». In : *International Fuzzy Systems Conference, (2007 IEEE)*. IEEE, p. 1-6.
- Doumpos, M., Marinakis, Y., Marinaki, M. et Zopounidis, C. (2009). « An evolutionary approach to construction of outranking models for multicriteria classification : The case of the ELECTRE TRI method ». In : *European Journal of Operational Research* 199.2, p. 496-505.
- Doumpos, M. et Zopounidis, C. (2011). « Preference disaggregation and statistical learning for multicriteria decision support : A review ». In : *European Journal of Operational Research* 209.3, p. 203-214.

- Dubois, D. et Denoeux, T. (2012). « Conditioning in Dempster-Shafer theory : prediction vs. revision ». In : *Belief Functions : Theory and Applications*. Springer, p. 385-392.
- Dubois, D., Hüllermeier, E. et Prade, H. (2006). « A systematic approach to the assessment of fuzzy association rules ». In : *Data Mining and Knowledge Discovery* 13.2, p. 167-192.
- Dubois, D. et Prade, H. (2006). « Représentations formelles de l'incertain et de l'imprécis ». In : *Concepts et méthodes pour l'aide à la décision*. T. 1, p. 11-165.
- Dubois, D. et Prade, H. (2012). *Possibility theory : an approach to computerized processing of uncertainty*. Springer Science & Business Media.
- El-Sappagh, S. H. et Elmogy, M. (2015). « Case based reasoning : case representation methodologies ». In : *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 6.11, p. 192-208.
- Ermine, J.-L., Chaillot, M., Bignon, P., Charreton, B. et Malavieille, D. (1996). « MKSM, a method for knowledge management ». In : *Proceedings of the 5th Int. Symposium on the Management of Industrial and Corporate Knowledge (ISMICK'97), Compiègne, France*, p. 288-302.
- Ermine, J.-L. (2000). *Les systèmes de connaissances*. Hermes Science Publication, p. 144.
- Ermine, J.-L. (2008). *Management et ingénierie des connaissances. Modèles et méthodes*. Hermes-Lavoisier, p. 212.
- Fagin, R. et Halpern, J. Y. (1991). « A New Approach to Updating Beliefs ». In : *Proceedings of the Sixth Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. UAI '90. New York, NY, USA, p. 347-374.
- Faure, A. et Bisson, G. (1999). « Modeling the Experience Feedback Loop to improve Knowledge Base reuse in industrial environment. » In : *Proceedings of KAW 99, Twelfth Workshop on Knowledge Acquisition, Modeling and Management*.
- Faure, A. et Bisson, G. (2000). « Gérer les retours d'expérience pour maintenir une mémoire métier, étude chez PSA Peugeot Citroën ». In : *Journées Francophones d'Ingénierie des Connaissances (IC'2000), Toulouse*. T. 2.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G. et Smyth, P. (1996). « From data mining to knowledge discovery in databases ». In : *AI magazine* 17.3, p. 37.
- Figueira, J. et Roy, B. (2002). « Determining the weights of criteria in the ELECTRE type methods with a revised Simos' procedure ». In : *European Journal of Operational Research* 139.2, p. 317-326.
- Figueira, J. R., Greco, S. et Roy, B. (2009). « ELECTRE methods with interaction between criteria : An extension of the concordance index ». In : *European Journal of Operational Research* 199.2, p. 478-495.
- Figueira, J. R., Greco, S., Roy, B. et Słowiński, R. (2013). « An overview of ELECTRE methods and their recent extensions ». In : *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis* 20.1-2, p. 61-85.

- Figueira, J. R., Mousseau, V. et Roy, B. (2016). « Electre methods ». In : *Multiple Criteria Decision Analysis*. Springer, p. 155-185.
- Fisher, D. J., Deshpande, S. et Livingston, J. (1998). *Modeling the lessons learned process*. Construction Industry Institute.
- Galárraga, L., Teflioudi, C., Hose, K. et Suchanek, F. M. (2015). « Fast rule mining in ontological knowledge bases with AMIE + ». In : *The International Journal on Very Large Data Bases, The VLDB Journal* 24.6, p. 707-730.
- Gaur, M., Shekarpour, S., Gyrard, A. et Sheth, A. (2019). « empathi : An ontology for emergency managing and planning about hazard crisis ». In : *13th International Conference on Semantic Computing, ICSC, (2019 IEEE)*. IEEE, p. 396-403.
- Gauthey, O. (2008). « Le retour d'expérience : état des pratiques industrielles ». In : *Cahiers de la sécurité industrielle*.
- Geng, L. et Hamilton, H. J. (2006). « Interestingness measures for data mining : a survey ». In : *ACM Computing Surveys* 38.3, 9-es.
- Georges, G. (2006). *Etude sur les changements d'attitudes nécessaires à la réussite de la connaissance dans le secteur des ONG*. Méthodologies et technologies pour un développement durable. COTA asbl.
- Gillard, T., Lieber, J. et Nauer, E. (2018). « Improving Adaptation Knowledge Discovery by Exploiting Negative Cases : First Experiment in a Boolean Setting ». In : *26th International Conference on Case-Based Reasoning, ICCBR 2018*.
- Grabisch, M. et Labreuche, C. (2001). « How to improve acts : an alternative representation of the importance of criteria in MCDM ». In : *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems* 9.02, p. 145-157.
- Grabisch, M. et Labreuche, C. (2010). « A decade of application of the Choquet and Sugeno integrals in multi-criteria decision aid ». In : *Annals of Operations Research* 175.1, p. 247-286.
- Grundstein, M. (2000). « From capitalizing on company knowledge to knowledge management ». In : *Knowledge management, classic and contemporary works* 12, p. 261-287.
- Guillet, F. et Hamilton, H. J. (2007). *Quality measures in data mining*. T. 43. Studies in Computational Intelligence. Springer Berlin Heidelberg.
- Guitouni, A. et Martel, J.-M. (1998). « Tentative guidelines to help choosing an appropriate MCDA method ». In : *European Journal of Operational Research* 109.2, p. 501-521.
- Guy, M. et Lamarzelle, J. (2014). *Mener une capitalisation d'expérience, Guide méthodologique*. Handicap International.
- Haavisto, I. (2014). *Performance in humanitarian supply chains*. 275. Edita Prima Ltd.
- Harispe, S., Ranwez, S., Janaqi, S. et Montmain, J. (2015). *Semantic Similarity from Natural Language and Ontology Analysis*. T. 8. Synthesis Lectures on Human Language Technologies 1. Morgan & Claypool publishers, p. 254.

- Hewawasam, K. K. R. G. K., Premaratne, K. et Shyu, M.-L. (2007). « Rule mining and classification in a situation assessment application : A belief-theoretic approach for handling data imperfections ». In : *Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 37.6, p. 1446-1459.
- Hewawasam, K. K. R. G. K., Premaratne, K., Subasingha, S. et Shyu, M.-L. (2005). « Rule mining and classification in imperfect databases ». In : *7th International Conference on Information Fusion*. T. 1. IEEE, 8-pp.
- Hong, T.-P., Kuo, C.-S. et Wang, S.-L. (2004). « A fuzzy AprioriTid mining algorithm with reduced computational time ». In : *Applied Soft Computing* 5.1, p. 1-10.
- Horrocks, I., Patel-Schneider, P. F., Boley, H., Macgregor, S. T., Grosz, B. et Dean, M. (2004). *SWRL : A Semantic Web Rule Language Combining OWL and RuleML*. <https://www.w3.org/Submission/SWRL/>.
- Hoxha, J., Scheuermann, A. et Bloehdorn, S. (2010). « An approach to formal and semantic representation of logistics services ». In : *Proceedings of the Workshop on Artificial Intelligence and Logistics (AILog), 19th European Conference on Artificial Intelligence (ECAI 2010), Lisbon, Portugal*, p. 73-78.
- Imoussaten, A. (2011). « Modélisation et pilotage de la phase de délibération dans une décision collective : vers le management d'activités à risques ». Thèse de doct. Ecole des mines de Paris.
- Imoussaten, A., Montmain, J. et Mauris, G. (2014). « A multicriteria decision support system using a possibility representation for managing inconsistent assessments of experts involved in emergency situations ». In : *International Journal of Intelligent Systems* 29.1, p. 50-83.
- Jabrouni, H. (2012). « Exploitation des connaissances issues des processus de retour d'expérience Industriels ». Thèse de doct. Université de Toulouse.
- Jacquet-Lagrez, E. et Siskos, J. (1982). « Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision-making, the UTA method ». In : *European journal of operational research* 10.2, p. 151-164.
- Jacquet-Lagrez, E. et Siskos, Y. (2001). « Preference disaggregation : 20 years of MCDA experience ». In : *European Journal of Operational Research* 130.2, p. 233-245.
- Jaczynski, M. et Trousse, B. (1998). « An object-oriented framework for the design and the implementation of case-based reasoners ». In : *6th German Workshop on Case-Based Reasoning*.
- Jihan, S. H. et Segev, A. (2013). « Context ontology for humanitarian assistance in crisis response ». In : *International Conference on Information Systems for Crisis Response and Management, ISCRAM-13*.
- Jihan, S. H. et Segev, A. (2014). « Humanitarian assistance ontology for emergency disaster response ». In : *IEEE intelligent systems* 29.3, p. 6-13.
- Juillard, H. et Jourdain, J. (2019). *Lessons paper : Responding to earthquakes*. ALNAP.
- Juran, J. M. et al. (1988). *Juran on planning for quality*. Collier Macmillan.

- Kamsu Foguem, B., Coudert, T., Béler, C. et Geneste, L. (2008). « Knowledge formalization in experience feedback processes : An ontology-based approach ». In : *Computers in Industry* 59.7, p. 694-710.
- Keeney, R. L. et Raiffa, H. (1976). *Decision with multiple objectives*.
- Kefler, C. et Hendrix, C. (2009). « The humanitarian exchange language : coordinating disaster response with semantic web technologies ». In : *Semantic Web* 6.1, p. 5-21.
- Klemettinen, M., Mannila, H., Ronkainen, P., Toivonen, H. et Verkamo, A. I. (1994). « Finding interesting rules from large sets of discovered association rules ». In : *Proceedings of the third international conference on Information and knowledge management*. ACM, p. 401-407.
- Kolb, D. (2000). « The process of experiential learning ». In : *Strategic learning in a knowledge economy*. Elsevier, p. 313-331.
- Kolodner, J. (1993). *Case-based Reasoning*. San Francisco, CA, USA : Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- Kontopoulos, E., Mitziyas, P., Moßgraber, J., Hertweck, P., Schaaf, H. van der, Hilbring, D., Lombardo, F., Norbiato, D., Ferri, M., Karakostas, A., Vrochidis, S. et Kompatsiaris, I. (2018). « Ontology-based Representation of Crisis Management Procedures for Climate Events. » In : *Information Systems for Crisis Response and Management, ISCRAM*.
- Kotsiantis, S. et Kanellopoulos, D. (2006). « Association rules mining : A recent overview ». In : *GESTS International Transactions on Computer Science and Engineering* 32.1, p. 71-82.
- Krantz, D., Luce, D., Suppes, P. et Tversky, A. (1971). *Foundations of Measurement - Volume 1 : Additive and Polynomial Representations*. Academic Press, Inc.
- Krystalli, R. et Ott, E. (2015). *Evidence synthesis in the humanitarian sector : A humanitarian evidence programme guidance note*. Oxford/Somerville : Oxfam/Feinstein International Center.
- Labreuche, C. (2004). « Determination of the criteria to be improved first in order to improve as much as possible the overall evaluation ». In : *Int. Conf. on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems, IPMU 2004, Perugia (ITA)*, p. 609-616.
- Labreuche, C. (2005). « Argumentation of the results of a multi-criteria evaluation model in individual and group decision aiding. » In : *European Society for Fuzzy Logic and Technology, EUSFLAT*, p. 482-487.
- Lagadec, P. (1993). « Apprendre à gérer les crises ». In : *Paris : Editions d'organisation*.
- Lai, H. et Chu, T.-h. (2000). « Knowledge management : A review of theoretical frameworks and industrial cases ». In : *Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences*. IEEE, 10-pp.
- Lai, L. F. (2007). « A knowledge engineering approach to knowledge management ». In : *Information Sciences* 177.19, p. 4072-4094.

- Lannoy, A. (2010). « Le retour d'expérience : histoire, enjeux, limites, avenir ». In : *RSE Risque Sécurité Environnement* novembre-décembre.7.
- Lee, S. K. (1992). « Imprecise and uncertain information in databases : An evidential approach ». In : *8th International Conference on Data Engineering*. IEEE, p. 614-621.
- Lenca, P., Meyer, P., Vaillant, B. et Lallich, S. (2008). « On selecting interestingness measures for association rules : User oriented description and multiple criteria decision aid ». In : *European journal of operational research* 184.2, p. 610-626.
- Leung, C. K.-S., Mateo, M. A. F. et Brajczuk, D. A. (2008). « A tree-based approach for frequent pattern mining from uncertain data ». In : *Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, p. 653-661.
- L'Héritier, C., Harispe, S., Imoussaten, A., Dusserre, G. et Roig, B. (2018a). « Etude d'une approche de Retour d'Expérience pour la découverte d'enseignements génériques dans le domaine humanitaire ». In : *29es Journées Francophones d'Ingénierie des Connaissances, IC 2018*. AFIA. Nancy, France, p. 87-94.
- L'Héritier, C., Harispe, S., Imoussaten, A., Dusserre, G. et Roig, B. (2019). « Selecting Relevant Association Rules From Imperfect Data ». In : *13th International Conference on Scalable Uncertainty Management, SUM 2019*. Compiègne, France, p. 107-121.
- L'Héritier, C., Imoussaten, A., Harispe, S. et Dusserre, G. (2018b). « Identification de l'information pertinente pour la prise de décision : Application à la logistique humanitaire ». In : *27èmes rencontres francophones sur la logique floue et ses applications, LFA 2018*. Arras, France, p. 291-298.
- L'Héritier, C., Imoussaten, A., Harispe, S., Dusserre, G. et Roig, B. (2018c). « Identifying criteria most influencing strategy performance : Application to humanitarian logistical strategy planning ». In : *19th International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems, IPMU 2018*. Cádiz, Spain, p. 111-123.
- Li, X., Liu, G., Ling, A., Zhan, J., An, N., Li, L. et Sha, Y. (2008). « Building a practical ontology for emergency response systems ». In : *International Conference on Computer Science and Software Engineering*. T. 4. IEEE, p. 222-225.
- Liebowitz, J. (2001). « Knowledge management and its link to artificial intelligence ». In : *Expert systems with applications* 20.1, p. 1-6.
- Limbu, M. (2012). *Management of a Crisis (MOAC) Vocabulary Specification*. <http://www.observedchange.com/moac/ns/>.
- Liu, B, Hsu, W, Chen, S et Ma, Y (2000). « Analyzing the subjective interestness of association rules ». In : *IEEE Intelligent Systems* 15.5, p. 47-55.
- Liu, S., Brewster, C. et Shaw, D. (2013). « Ontologies for crisis management : A review of state of the art in ontology design and usability. » In : *Information Systems for Crisis Response and Management, ISCRAM*, p. 1-10.
- Liu, Y., Chen, S. et Wang, Y. (2014). « SOFERS : scenario ontology for emergency response system ». In : *Journal of Networks* 9.9, p. 2529.

- Mailly, D., Abi-Zeid, I. et Pepin, S. (2014). « A Multi-Criteria Classification Approach for Identifying Favourable Climates for Tourism ». In : *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis* 21.1-2, p. 65-75.
- Malvache, P et Prieur, P (1993). « Mastering corporate experience with the Rex method ». In : *Proceedings of International Symposium on Management of industrial and corpo-rate knowledge, ISMICK'93*. T. 93, p. 33-41.
- Manola, F. et Miller, E. (2004). *RDF Primer - W3C Recommendation*. <https://www.w3.org/TR/2004/REC-rdf-primer-20040210/>.
- Marinica, C. (2010). « Association Rule Interactive Post-processing using Rule Schemas and Ontologies-ARIPSO ». Thèse de doct. Université de Nantes.
- Martel, J.-M. et Matarazzo, B. (2005). « Other outranking approaches ». In : *Multiple criteria decision analysis : state of the art surveys*. Springer, p. 197-259.
- Matta, N., Ermine, J. L., Aubertin, G. et Trivin, J.-Y. (2002). « Knowledge Capitalization with a knowledge engineering approach : the MASK method ». In : *Knowledge management and organizational memories*. Springer, p. 17-28.
- Maystre, L. Y., Pictet, J. et Simos, J. (1994). *Méthodes multicritères ELECTRE : description, conseils pratiques et cas d'application à la gestion environnementale*. T. 8. PPUR presses polytechniques.
- McClory, S., Read, M. et Labib, A. (2017). « Conceptualising the lessons-learned process in project management : Towards a triple-loop learning framework ». In : *International Journal of Project Management* 35.7, p. 1322-1335.
- McGarry, K. (2005). « A survey of interestingness measures for knowledge discovery ». In : *The Knowledge Engineering Review* 20.1, 39-61.
- Mercier-Laurent, E. (2014). « Managing Intellectual Capital in Knowledge Economy ». In : *2nd IFIP International Workshop on Artificial Intelligence for Knowledge Management (AI4KM)*. Warsaw, Poland, p. 165-179.
- Milton, N. (2010). *The Lessons Learned Handbook : Practical approaches to learning from experience*. Chandos Publishing.
- Minsky, M. (1975). « A framework for representing knowledge ». In : *The Psychology of Computer Vision*.
- Molchanov, I. (2005). *Theory of random sets*. T. 19. 2. Springer.
- Montmain, J., Labreuche, C., Imoussaten, A. et Troussel, F. (2015). « Multi-criteria improvement of complex systems ». In : *Information Sciences* 291, p. 61-84.
- Montmain, J., Mauris, G. et Akharraz, A. (2005). « Elucidation and decisional risk in a multi-criteria decision based on a Choquet integral aggregation—a cybernetic framework ». In : *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis* 13.5-6, p. 239-258.
- Mouhir, M., Taoufiq, G., Youssef, B. et al. (2015). « A new way to select the valuable association rules ». In : *7th International Conference on Knowledge and Smart Technology, KST*. IEEE, p. 81-86.
- Mousseau, V., Figueira, J. et Naux, J. (2001). « Using assignment examples to infer weights for ELECTRE TRI method : Some experimental results ». In : *European Journal of Operational Research, EJOR* 130.2, p. 263-275.

- Mousseau, V. et Dias, L. (2004). « Valued outranking relations in ELECTRE providing manageable disaggregation procedures ». In : *European Journal of Operational Research, EJOR* 156.2, p. 467-482.
- Mousseau, V. et Slowinski, R. (1998). « Inferring an ELECTRE TRI model from assignment examples ». In : *Journal of global optimization* 12.2, p. 157-174.
- Negny, S., Riesco, H. et Le Lann, J. M. (2010). « Effective retrieval and new indexing method for case based reasoning : application in chemical process design ». In : *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 23.6, p. 880-894.
- Nemati, H. R., Steiger, D. M., Iyer, L. S. et Herschel, R. T. (2002). « Knowledge warehouse : an architectural integration of knowledge management, decision support, artificial intelligence and data warehousing ». In : *Decision Support Systems* 33.2, p. 143-161.
- Nguyen Le, T. T., Huynh, H. X. et Guillet, F. (2009). « Finding the Most Interesting Association Rules by Aggregating Objective Interestingness Measures ». In : *Knowledge Acquisition : Approaches, Algorithms and Applications, PKAW 2008*. Berlin, Heidelberg : Springer-Verlag, p. 40-49.
- Nickel, S., Puerto, J. et Rodríguez-Chía, A. M. (2005). « MCDM location problems ». In : *Multiple criteria decision analysis : State of the art surveys*. Springer, p. 761-787.
- Nonaka, I. (1994). « A dynamic theory of organizational knowledge creation ». In : *Organization science* 5.1, p. 14-37.
- Nonaka, I. et Takeuchi, H. (1995). *The knowledge-creating company : How Japanese companies create the dynamics of innovation*. Oxford university press.
- Nonaka, I., Takeuchi, H. et Umemoto, K. (1996). « A theory of organizational knowledge creation ». In : *International Journal of Technology Management* 11.7-8, p. 833-845.
- O'Leary, D. E. (1998). « Enterprise knowledge management ». In : *Computer* 31.3, p. 54-61.
- Overstreet, R. E., Hall, D., Hanna, J. B. et Kelly Rainer Jr, R (2011). « Research in humanitarian logistics ». In : *Journal of Humanitarian Logistics and Supply Chain Management* 1.2, p. 114-131.
- Paelinck, J. H. (1978). « Qualiflex : a flexible multiple-criteria method ». In : *Economics Letters* 1.3, p. 193-197.
- Pal, S. K. et Shiu, S. C. (2004). *Foundations of soft case-based reasoning*. T. 8. Hoboken, NJ, USA : John Wiley & Sons.
- Pawlak, Z. (1991). *Rough Sets : Theoretical Aspects of Reasoning about Data*. T. 9. Springer Netherlands.
- Pearl, J. (1988). *Probabilistic reasoning in intelligent systems : networks of plausible inference*. San Francisco, CA, USA : Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- Pettit, S. et Beresford, A. (2009). « Critical success factors in the context of humanitarian aid supply chains ». In : *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*.

- Piatetsky-Shapiro, G. et Matheus, C. J. (1994). « The interestingness of deviations ». In : *Proceedings of the AAAI-94 workshop on Knowledge Discovery in Databases*. T. 1, p. 25-36.
- Picard, R. (2006). « Pratique et théorie du retour d'expérience en management. » Thèse de doct. École Polytechnique, Paris.
- Poitou, J.-P. (1997). « La gestion collective des connaissances et la mémoire individuelle ». In : *Connaissances et savoir-faire en entreprise. Intégration et capitalisation*. Hermès, Paris.
- Polanyi, M. et Sen, A. (2009). *The tacit dimension*. London, UK : University of Chicago Press.
- Polpitiya, L. G., Premaratne, K., Murthi, M. N. et Sarkar, D. (2017). « Efficient computation of belief theoretic conditionals ». In : *Proceedings of the tenth international symposium on imprecise probability : Theories and applications*, p. 265-276.
- Potes Ruiz, P., Kamsu-Foguem, B. et Grabot, B. (2014). « Generating knowledge in maintenance from Experience Feedback ». In : *Knowledge-Based Systems* 68, p. 4-20.
- Potes Ruiz, P. A. (2014). « Génération de connaissances à l'aide du retour d'expérience : application à la maintenance industrielle ». Thèse de doct. Institut National Polytechnique de Toulouse.
- Prax, J.-Y. (1997). *Manager la connaissance dans l'entreprise : les nouvelles technologies au service de l'ingénierie de la connaissance*. Paris : INSEP Ed.
- Prax, J.-Y. (2000). *Le guide du knowledge management*. Paris : Dunod.
- Prax, J.-Y. (2018). *La capitalisation des retours d'expérience, ça ne sert à rien...*
- Pritchett, L. et Sandefur, J. (2013). « Context matters for size : why external validity claims and development practice do not mix ». In : *Journal of Globalization and Development* 4.2, p. 161-197.
- Quillan, M. R. (1966). « Semantic memory ». Thèse de doct. Carnegie Institute of Technology, Pittsburgh, PA.
- Rakoto, H. (2004). « Intégration du Retour d'Expérience dans les processus industriels : Application à Alstom Transport ». Thèse de doct. Institut National Polytechnique de Toulouse.
- Rasovska, I. (2006). « Contribution à une méthodologie de capitalisation des connaissances basée sur le raisonnement à partir de cas : Application au diagnostic dans une plateforme d'e-maintenance. » Thèse de doct. Université de Franche-Comté.
- Recio-Garía, J. A. et Díaz-Agudo, B. (2006). « Ontology based CBR with jCOLIBRI ». In : *International Conference on Innovative Techniques and Applications of Artificial Intelligence*. Springer, p. 149-162.
- Revuelta, R. (2004). « Operational experience feedback in the World Association of Nuclear Operators (WANO) ». In : *Journal of hazardous materials* 111.1-3, p. 67-71.
- Rich, E. et Knight, K. (1991). *Artificial Intelligence*. Artificial Intelligence Series. McGraw-Hill.

- Richter, M. M. et Weber, R. O. (2013). *Case-based reasoning*. Berlin, Heidelberg : Springer.
- Riordan, D. et Hansen, B. K. (2002). « A fuzzy case-based system for weather prediction ». In : *Engineering Intelligent Systems for Electrical Engineering and Communications* 10.3, p. 139-146.
- Roy, B. (1968). « Classement et choix en présence de points de vue multiples ». In : *Revue française d'informatique et de recherche opérationnelle* 2.8, p. 57-75.
- Roy, B. (1978). « ELECTRE III : Un algorithme de classements fondé sur une représentation floue des préférences en présence de critères multiples ». In : *Cahiers du CERO* 20.1, p. 3-24.
- Roy, B. (1985). *Méthodologie multicritère d'aide à la décision*. Economica.
- Roy, B. (2009). « À propos de la signification des dépendances entre critères : quelle place et quels modes de prise en compte pour l'aide à la décision ? » In : *RAIRO-Operations Research* 43.3, p. 255-275.
- Roy, B. et Bertier, P. (1972). « La Méthode ELECTRE II Une application au média-planning ». In : *6ème conférence internationale de recherche opérationnelle*.
- Roy, B. et Bouyssou, D. (1991). « Decision-aid : an elementary introduction with emphasis on multiple criteria ». In : *Investigación Operativa* 2, p. 95-110.
- Saaty, T. L. (1988). « What is the analytic hierarchy process ? » In : *Mathematical models for decision support*. Springer, Berlin, Heidelberg, p. 109-121.
- Samet, A., Lefèvre, E. et Yahia, S. B. (2016). « Evidential data mining : precise support and confidence ». In : *Journal of Intelligent Information Systems* 47.1, p. 135-163.
- Schreiber, G., Wielinga, B., Hoog, R. de, Akkermans, H. et Velde, W. Van de (1994). « CommonKADS : A comprehensive methodology for KBS development ». In : *IEEE expert* 9.6, p. 28-37.
- Secchi, P., Ciaschi, R. et Spence, D. (1999). « A concept for an ESA lessons learned system ». In : *Proceedings of Alerts and LL : An Effective way to prevent failures and problems (Tech. Rep. WPP-167)*. The Netherlands : ESTEC.
- Seco, N., Veale, T. et Hayes, J. (2004). « An intrinsic information content metric for semantic similarity in WordNet ». In : *Proceedings of the 16th European Conference on Artificial Intelligence, ECAI'2004*, p. 1089-1090.
- Séguéla, P. (2001). « Construction de modèles de connaissances par analyse linguistique de relations lexicales dans les documents techniques ». Thèse de doct. Université Toulouse III.
- Shafer, G. (1976). *A mathematical theory of evidence*. Princeton university press.
- Shamoug, A. et Juric, R. (2017). « Software Tool for Semantic Resources Allocation in Humanitarian Crises ». In : *Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences*.
- Shamoug, A., Juric, R. et Paurobally, S. (2014). « Semantic Representations of Actors and Resource Allocation through Reasoning in Humanitarian Crises ». In : *47th Hawaii International Conference on System Sciences*. IEEE, p. 4169-4178.

- Sharif, M. N. A., Zakaria, N. H., Ching, L. S. et Fung, L. S. (2005). « Facilitating knowledge sharing through lessons learned system ». In : *Journal of Knowledge Management Practice* 12.117.
- Shyu, M.-L., Haruechaiyasak, C., Chen, S.-C. et Premaratne, K. (2002). « Mining Association Rules with Uncertain Item Relationships ». In : *6th World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics, SCI 2002*, p. 435-440.
- Silberschatz, A. et Tuzhilin, A. (1996). « What makes patterns interesting in knowledge discovery systems ». In : *IEEE Transactions on Knowledge and data engineering* 8.6, p. 970-974.
- Simos, J. (1990). *Evaluer l'impact sur l'environnement : Une approche originale par l'analyse multicritère et la négociation*. Presses polytechniques et universitaires romandes.
- Smart, P. R., Russell, A., Shadbolt, N. R., Shraefel, M. C. et Carr, L. A. (2007). « Aktivesa : A technical demonstrator system for enhanced situation awareness ». In : *The Computer Journal* 50.6, p. 703-716.
- Smets, P. (1997). « Imperfect information : Imprecision and uncertainty ». In : *Uncertainty Management in Information Systems*. Springer, p. 225-254.
- Smets, P. (2005). « Belief functions on real numbers ». In : *International journal of approximate reasoning* 40.3, p. 181-223.
- Smets, P. et Kennes, R. (1994). « The transferable belief model ». In : *Artificial intelligence* 66.2, p. 191-234.
- Sow, D., Imoussaten, A., Couturier, P. et Montmain, J. (2017). « A possibilistic framework for identifying the performance to be improved in the imprecise context of preliminary design stage ». In : *International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications, CIVEMSA, 2017 IEEE*. IEEE, p. 54-59.
- Sowa, J. F. (1984). *Conceptual structures : information processing in mind and machine*. Boston, USA : Addison-Wesley Pub., Reading, MA.
- Sowa, J. F. (2000). *Knowledge Representation : Logical, Philosophical and Computational Foundations*. Pacific Grove, CA, USA : Brooks/Cole Publishing Co.
- Speel, P., Shadbolt, N., Vries, W. d., Dam, P. V. et O'Hara, K. (1999). « Knowledge mapping for industrial purposes ». In : *Proceedings of 11th Banff Knowledge Acquisition for Knowledge-Based Systems Workshop*.
- Spronk, J., Steuer, R. E. et Zopounidis, C. (2005). « Multicriteria decision aid/analysis in finance ». In : *Multiple criteria decision analysis : State of the art surveys*. Springer, p. 799-848.
- Stahl, A. et Roth-Berghofer, T. R. (2008). « Rapid prototyping of CBR applications with the open source tool myCBR ». In : *European conference on case-based reasoning*, p. 615-629.
- Steels, L. (1993). « The componential framework and its role in reusability ». In : *Second generation expert systems*. Springer, p. 273-298.

- Stewart, T. et Ruckdeschel, C. (1998). « Intellectual capital : The new wealth of organizations ». In : *Performance Improvement* 37.7, p. 56-59.
- Studer, R., Benjamins, V. R. et Fensel, D. (1998). « Knowledge engineering : principles and methods ». In : *Data & knowledge engineering* 25.1-2, p. 161-197.
- Suárez-Figueroa, M. C., Gómez-Pérez, A. et Fernández-López, M. (2012). « The NeOn methodology for ontology engineering ». In : *Ontology engineering in a networked world*. Springer, p. 9-34.
- Tan, P.-N., Kumar, V. et Srivastava, J. (2002). « Selecting the right interestingness measure for association patterns ». In : *Proceedings of the 8th International Conference on Knowledge discovery and data mining, ACM SIGKDD*, p. 32-41.
- Teghem, J., Delhay, C et Kunsch, P. L. (1989). « An interactive decision support system (IDSS) for multicriteria decision aid ». In : *Mathematical and Computer Modelling* 12.10-11, p. 1311-1320.
- The, A. N. et Mousseau, V. (2002). « Using assignment examples to infer category limits for the ELECTRE TRI method ». In : *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis* 11.1, p. 29-43.
- Tobji, M. B., Yaghlane, B. B. et Mellouli, K. (2008a). « A new algorithm for mining frequent itemsets from evidential databases ». In : *Proceedings of Information Processing and Management of Uncertainty, IPMU 2008*, p. 1535-1542.
- Tobji, M. A. B., Yaghlane, B. B. et Mellouli, K. (2008b). « Frequent itemset mining from databases including one evidential attribute ». In : *International Conference on Scalable Uncertainty Management, SUM 2008*, p. 19-32.
- Tobji, M. A. B., Yaghlane, B. B. et Mellouli, K. (2009). « Incremental maintenance of frequent itemsets in evidential databases ». In : *European Conference on Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning and Uncertainty*, p. 457-468.
- Toloo, M., Sohrabi, B. et Nalchigar, S. (2009). « A new method for ranking discovered rules from data mining by DEA ». In : *Expert Systems with Applications* 36.4, p. 8503-8508.
- Tsoukiàs, A. (2006). « De la théorie de la décision à l'aide à la décision ». In : *Concepts et méthodes pour l'aide à la décision 1*. Hermès.
- Vaillant, B., Lenca, P. et Lallich, S. (2004). « A clustering of interestingness measures ». In : *International Conference on Discovery Science*, p. 290-297.
- Van Heijst, G., Spek, R. van der et Kruizinga, E. (1996). « Organizing corporate memories ». In : *Proceedings of Knowledge Acquisition for KnowledgeBased Systems Workshop, KAW'96*. T. 96, p. 42-1.
- Van Wassenhove, W. et Garbolino, E. (2008). *Retour d'expérience et prévention des risques : principes et méthodes*. Lavoisier.
- Vesseron, P (1998). « Transparence ». In : *Face au Risque* 344.
- Villeval, P. et Lavigne-Delville, P. (2004). *Capitalisation d'expériences... expérience de capitalisations : comment passer de la volonté à l'action ?* 15. Ed. du Groupe Initiatives.

- Vincke, J. et Brans, P. (1985). « A preference ranking organization method. The PROMETHEE method for MCDM ». In : *Management Science* 31.6, p. 647-656.
- Vincke, P. (1992). *Multicriteria decision-aid*. John Wiley & Sons.
- Voogd, H (1983). *Multicriteria evaluation for urban and regional planning*. Pion London.
- W3C (2012). *OWL 2 Web Ontology Language - W3C Recommendation*. <https://www.w3.org/TR/owl2-overview/>.
- Walley, P. (2000). « Towards a unified theory of imprecise probability ». In : *International Journal of Approximate Reasoning* 24.2-3, p. 125-148.
- Weber, R., Aha, D. W. et Becerra-Fernandez, I. (2001). « Intelligent lessons learned systems ». In : *Expert systems with applications* 20.1, p. 17-34.
- Weng, C.-H. et Chen, Y.-L. (2010). « Mining fuzzy association rules from uncertain data ». In : *Knowledge and Information Systems* 23.2, p. 129-152.
- Wiig, K. M. (1997). « Knowledge management : Where did it come from and where will it go ? ». In : *Expert systems with applications* 13.1, p. 1-14.
- Wybo, J.-L. (2009). « Le retour d'expérience : un processus d'acquisition de connaissances et d'apprentissage ». In : *Gestion de crise : le maillon humain au sein de l'organisation*. Sous la dir. de G. P. M. Specht. Economica, p. 19.
- Wybo, J. L., Godfrin, V., Colardelle, C., Guinet, V. et Denis-Rémis, C (2003). *Méthodologie de retour d'expérience des actions de gestion des risques*. Rapp. tech. Ministère de l'Écologie et du Développement Durable, Programme « Evaluation et Prévention des Risques », p. 215.
- Wybo, J., Colardelle, C, Poulossier, M. et Cauchois, D (2001). « Retour d'expérience et gestion des risques ». In : *Récents progrès en génie des procédés* 85.15, p. 115-128.
- Xin, D., Shen, X., Mei, Q. et Han, J. (2006). « Discovering interesting patterns through user's interactive feedback ». In : *Proceedings of the 12th International conference on Knowledge discovery and data mining, ACM SIGKDD*, p. 773-778.
- Zadeh, L. A. (1965). « Fuzzy sets ». In : *Information and control* 8.3, p. 338-353.
- Zadeh, L. A. (1984). « Review of a mathematical theory of evidence ». In : *AI magazine* 5.3, p. 81-81.
- Zadeh, L. A. (1978). « Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility ». In : *Fuzzy sets and systems* 1.1, p. 3-28.
- Zheng, J., Takougang, S. A. M., Mousseau, V. et Pirlot, M. (2014). « Learning criteria weights of an optimistic ELECTRE TRI sorting rule ». In : *Computers & Operations Research* 49, p. 28-40.
- Zwingelstein, C (1999). « Méthodes Stratégies ». In : *Fonction Maintenance* 8, p. 40-44.

Une approche de retour d'expérience basée sur l'analyse multicritère et l'extraction de connaissances – Application au domaine humanitaire

Le Retour d'Expérience (RetEx) propose un cadre conceptuel et différentes démarches visant à enrichir une organisation apprenante (individu ou groupe) par la valorisation de connaissances issues d'expériences passées. Il suscite un intérêt grandissant auprès de décideurs de nombreux domaines compétitifs, soucieux d'optimiser leurs processus et conscients du caractère stratégique des connaissances liées à leur organisation. Différents domaines de recherche intéressés, entre autres, par la gestion des connaissances et l'aide à la décision étudient depuis plusieurs années différents aspects importants du RetEx (e.g. recueil, représentation et exploitation des connaissances).

Nos travaux se concentrent sur l'étude de l'automatisation du RetEx en vue d'inférer, à partir d'expériences passées, des connaissances générales utiles pour de futures prises de décisions stratégiques. Nous étudions en particulier une typologie spécifique de RetEx traitant d'expériences positives ou négatives en faible nombre, et reposant sur des processus à forte composante humaine nécessitant la prise en compte de notions liées à l'imprécision et à la subjectivité; ce type de RetEx présente des défis importants pour la définition de systèmes automatisés d'inférence de connaissances. La contribution principale défendue dans cette thèse porte sur la définition d'une approche semi-automatisée de RetEx adaptée au contexte d'étude précité. Son originalité repose sur la définition d'un cadre général permettant (i) la valorisation de données initialement non-structurées et hétérogènes, (ii) de nature imprécise, (iii) dans un contexte d'observations limitées (peu d'expériences), (iv) en intégrant de manière efficiente l'expertise des acteurs du RetEx, subjective par nature. Les connaissances produites par notre approche correspondent à des règles d'association formelles qui pourront servir les futurs processus de prise de décision.

Notre approche repose sur le couplage de techniques de représentation des connaissances, d'analyse multicritère, et d'analyse de données. Deux contributions d'ordre technique sont introduites au-delà du cadre général de l'approche proposée. La première porte sur la définition d'une procédure d'identification des critères d'intérêt pour le RetEx dans le cadre spécifique de la méthode de surclassement Electre Tri. Une nouvelle procédure d'analyse de la contribution des critères à la performance globale d'une expérience est proposée dans ce contexte. La seconde contribution technique porte sur la définition d'une approche de découverte de règles d'association à partir de données imprécises, basée sur la théorie des fonctions de croyance et l'analyse multicritère (Electre I). Elle repose sur une procédure de sélection permettant d'identifier les règles les plus pertinentes au regard d'informations caractérisant leur intérêt vis-à-vis d'un contexte d'étude. Cette procédure exploite notamment la connaissance *a priori* formalisée dans un modèle de connaissances de type ontologique et permet une interaction étroite avec les décideurs lors de la phase subjective et contextuelle de sélection des règles pertinentes. Pour finir, nous proposons une discussion de l'approche *via* l'illustration de sa mise en œuvre dans le domaine humanitaire.

A lessons learned approach based on multiple criteria analysis and knowledge discovery – Application to the humanitarian domain

The Lessons Learned (LL) approach offers a conceptual framework and various methods aiming at enriching a learning organization (an individual or a group) through the valorization of knowledge from previous experiences. It arouses a growing interest for decision-makers from numerous competitive sectors that are concerned about improving their processes and aware of the strategic nature of their organization knowledge. Several important aspects of LL approaches (e.g. knowledge collection, representation and processing) have been studied in various research domains interested in knowledge management and decision-making.

Our work focuses on LL automation study for inferring, from previous experiences, general and useful knowledge for future strategic decision-making. We study a specific type of LL dealing with positive and negative experiences, in small numbers, that are strongly relying on human-based processes; it hence requires taking into account notions related to imprecision and subjectivity. This type of LL presents important challenges towards the definition of automated knowledge inference systems. This work main objective concerns the definition of a semi-automated LL approach, suitable for the aforementioned context. Its originality lies on the definition of a general framework enabling (i) the processing of initially unstructured and heterogeneous data, (ii) being imprecise, (iii) within a limited observations context (few experiences) and (iv) efficiently integrating LL actors' expertise. In this approach, the generated knowledges are formal association rules that could be used in the future decision-making processes.

Our approach relies on the coupling of knowledge representation, multiple-criteria analysis and data analysis techniques. Beyond this general framework, two technical contributions are proposed. The first one defines a procedure for the identification of criteria of interest for the LL process, within the specific Electre Tri method framework. A new procedure to identify the criteria contribution to the overall performance of experiences is proposed in this context. The second contribution concerns an approach for mining Association Rules from imprecise data, which is based on belief functions framework and multiple-criteria analysis (Electre I). It is relying on a selection process aiming at identifying the most relevant rules based on information characterizing their interest regarding to an application context. It takes for example advantage of *a priori* knowledge formalized in ontologies and enables a close interaction with decision-makers during the subjective selection step. Finally, we discuss the approach through the illustration of its implementation in the humanitarian domain.
