

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

MODÉLISATION ET TRAITEMENT INFORMATIQUE DE
L'INCONSISTANCE DES CROYANCES ÉPISTÉMIQUES

THÈSE
PRÉSENTÉE
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DU DOCTORAT EN INFORMATIQUE COGNITIVE

PAR
TARANEH JAVANBAKHT

OCTOBRE 2022

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.04-2020). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

Je tiens d'abord à remercier mes directeurs de thèse, le Professeur Serge Robert et le Professeur Roger Villemaire, pour leur qualité pédagogique et scientifique, leur disponibilité et leur rigueur intellectuelle ainsi que pour leurs conseils qui ont été prépondérants pour la bonne réussite de cette thèse. Leurs conseils et remarques constructifs sur les différents aspects théoriques, formels et expérimentaux m'ont donné la possibilité de progresser dans cette phase de recherche et de rédaction de thèse.

J'aimerais remercier le Professeur Hakim Lounis pour les discussions et ses conseils sur mes modèles UML.

Je tiens à remercier les professeurs de l'UQÀM pour l'enrichissement de ma formation en informatique cognitive.

Je remercie Shivanjan Chakravorty et Shivam Behl pour les discussions sur la méthode TOPSIS.

Je tiens également à exprimer ma reconnaissance à ma famille et à mes amis proches qui m'ont soutenu durant mes études en informatique cognitive et la rédaction de cette thèse.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES TABLEAUX	vi
LISTE DES FIGURES	viii
RÉSUMÉ	xi
INTRODUCTION	1
0.1 Contexte général	1
0.2 Problématique	3
0.3 Objectifs de la thèse	5
0.4 Principe fondamental de la méthode informatique	9
0.5 Composantes cognitives et informatiques	11
0.6 Contributions originales	15
CHAPITRE I CADRE THÉORIQUE	19
1.1 Qu'est-ce qu'une croyance ?	19
1.2 Qu'est-ce qu'une croyance épistémique ?	21
1.3 Qu'est-ce que le changement de la croyance épistémique ?	23
1.3.1 Les causes de l'inconsistance des croyances épistémiques	23
1.4 La catégorisation des concepts	28
1.5 Le problème des espèces naturelles	31
1.6 Les différences entre les notions de la catégorie et du concept	32
1.7 Les théories des catégories	36
1.7.1 Théorie des prototypes	37
1.7.2 Théorie des exemplaires	45
1.7.3 Théorie des théories des concepts	47
1.7.4 Théorie des démarqueurs	50
1.8 La comparaison des théories des catégories	54

1.9	La confusion des catégories	57
1.10	Conclusion	59
CHAPITRE II LOGIQUE FLOUE POUR LA FORMALISATION DES CROYANCES ÉPISTÉMIQUES		60
2.1	Les principes de la logique floue	60
2.1.1	Définition d'un ensemble flou	62
2.1.2	Fonction d'appartenance	63
2.1.3	Opérateurs de la logique floue	63
2.1.4	Applications de la logique floue pour la formalisation des catégories	64
2.2	Conclusion	68
CHAPITRE III MODÉLISATION DE L'INCONSISTANCE DES CROYANCES ÉPISTÉMIQUES		69
3.1	Méthodologie de la modélisation de l'inconsistance des croyances épistémiques	69
3.2	Le modèle de l'arbre	71
3.2.1	Exemple pour le modèle de l'arbre	82
3.2.2	Analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec le modèle de l'arbre	83
3.3	Algorithmes de l'analyse de l'inconsistance	97
3.3.1	Algorithmes de l'analyse de l'inconsistance des données	97
3.3.2	Avantages de topsis aux autres méthodes de prise de décision	109
3.3.3	TOPSIS et la logique floue	117
3.4	Conclusion	120
CHAPITRE IV TRAITEMENT INFORMATIQUE DE L'INCONSISTANCE DES CROYANCES ÉPISTÉMIQUES		121
4.1	Codage des entités cognitives et la programmation de l'inconsistance des croyances épistémiques	121
4.2	Logiciel pour identifier l'inconsistance des croyances épistémiques	122
4.3	Expérimentation	122

4.3.1	Implémentation en langage python	123
4.3.2	Modélisation pour la construction du logiciel	125
4.3.3	Différents aspects des questions à traiter	131
4.3.4	Les packages	138
4.4	La prédiction et l'évaluation de l'inconsistance des croyances épistémiques	141
4.5	Étapes préalables avec TOPSIS	145
4.5.1	Représentation de la connaissance	149
4.5.2	Représentation des données	150
4.5.3	Préparation des données	153
4.6	Conclusion	160
CHAPITRE V RÉSULTATS ET DISCUSSION		161
5.1	Utilisation de topsis pour le traitement des données	161
5.2	Analyses avec la normalisation vectorielle	213
5.3	TOPSIS pour l'analyse de l'inconsistance cognitive	230
5.4	Résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques	264
5.5	Les modifications de TOPSIS	265
5.6	Évaluation et discussion	289
5.7	Conclusion	296
CONCLUSION		297
APPENDICE A		314
BIBLIOGRAPHIE		349

LISTE DES TABLEAUX

Tableau		Page
1.1	Les caractéristiques de certains membres de la catégorie d'oiseaux (les démarqueurs) et leurs mesures d'appartenance (μ)	36
3.1	La liste des algorithmes de prise de décision pour la détection et la résolution de l'inconsistance des données	102
3.2	Les avantages et les inconvénients des algorithmes de prise de décision pour le traitement des démarqueurs des membres des catégories pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques	113
4.1	Les différentes possibilités de considération des paramètres ou alternatives (les nombres du démarqueur fort et des démarqueurs faibles) pour les membres de la catégorie d'oiseaux	138
4.2	La prédiction de la consistance ou de l'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu	143
4.3	Les différents candidats ou membres de la catégorie d'oiseaux et critères ou démarqueurs incluant les degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de cette catégorie pour l'analyse théorique de la consistance (ou de l'inconsistance) des croyances épistémiques	154
4.4	Les différents candidats ou membres de la catégorie d'oiseaux et critères ou démarqueurs incluant les degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de cette catégorie pour l'analyse expérimentale de la consistance (ou de l'inconsistance) des croyances épistémiques	156
4.5	Les valeurs triangulaires floues des degrés d'appartenance des membres de la catégorie d'oiseaux	157
4.6	Les degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux dans la matrice d'évaluation de TOPSIS	159
5.1	Les décideurs incluant les degrés d'appartenance des critères pour les candidats : Décideurs 1 et 2	162

5.2	Les valeurs de la matrice combinée	165
5.3	Les calculs pour obtenir les valeurs de la matrice de décision floue normalisée	168
5.4	Les valeurs de la matrice de décision floue normalisée	168
5.5	La multiplication des valeurs de la matrice de décision floue normalisée par leurs poids	171
5.6	Les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée	173
5.7	Les valeurs de $FPIS$ et $FNIS$	175
5.8	Les valeurs de d_i^* , d_i^- , CC_i et le classement des candidats	177

LISTE DES FIGURES

Figure	Page
0.1 Les rôles du modèle de l'arbre pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS	11
1.1 Le processus de l'apparition et de la réduction de la dissonance cognitive (Hinojosa, 2017)	26
1.2 Le processus de l'inconsistance cognitive (Gawronski et Brannon, 2019)	29
3.1 Les structures de arborescence	73
3.2 Le modèle de l'arbre	77
3.3 (a) Le croisement de deux arbres en tant que deux catégories, (b) L'ordre des démarqueurs sur les branches de deux arbres, (c) Le croisement de trois arbres en tant que trois catégories	78
3.4 L'algorithme de la méthode TOPSIS	109
3.5 Schéma des alternatives ou des candidats pour l'analyse avec TOPSIS. (a) pour deux alternatives avec leurs extrémités, (b) pour les membres de la catégorie d'oiseaux avec leurs extrémités	116
4.1 Les modèles UML. (a) le modèle de cas d'utilisation, (b) le modèle de classes, (c) le modèle d'état-transition du membre, (d) le modèle d'état-transition de l'opérateur, (e) le modèle d'état-transition de contenu cognitif du membre	130
5.1 La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse théorique des données triangulaires floues avec la normalisation linéaire . . .	180
5.2 La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse expérimentale des données triangulaires floues avec la normalisation linéaire	188
5.3 La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse théorique des valeurs moyennes des données triangulaires floues avec la normalisation linéaire	200

5.4	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse expérimentale des valeurs moyennes des données triangulaires floues avec la normalisation linéaire	204
5.5	La comparaison des valeurs théoriques ou attendues (D_T) et expérimentales (D_E) de deux séries d'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques	209
5.6	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse théorique des valeurs moyennes des données triangulaires floues avec la normalisation vectorielle	218
5.7	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse expérimentale des valeurs moyennes des données triangulaires floues avec la normalisation vectorielle	225
5.8	Les valeurs de D_T et D_E de l'analyse des données avec la normalisation linéaire et la normalisation vectorielle	227
5.9	Les valeurs de δ_2 des analyses avec les données triangulaires floues avec la normalisation linéaire (point a), des valeurs moyennes avec la normalisation linéaire (point b), des valeurs moyennes avec la normalisation vectorielle (point c)	229
5.10	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la première analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS	234
5.11	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la deuxième analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS	238
5.12	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la troisième analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS	242
5.13	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la quatrième analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS	246
5.14	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la cinquième analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS	250
5.15	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la sixième analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS	254

5.16	Les classements des membres de la catégorie d'oiseaux dans différentes analyses. Pour (a) la première analyse, (b) la deuxième analyse, (c) la troisième analyse, (d) la quatrième analyse, (e) la cinquième analyse, (f) la sixième analyse	261
5.17	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse théorique de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS modifié	268
5.18	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la première analyse de la confusion des catégories avec TOPSIS modifié	274
5.19	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la deuxième analyse de la confusion des catégories avec TOPSIS modifié	276
5.20	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse de la confusion des catégories d'oiseaux et de mammifères	281
5.21	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse de la confusion des catégories d'oiseaux et de reptiles (première situation)	284
5.22	La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse de la confusion des catégories d'oiseaux et de reptiles (deuxième situation)	287
A.1	Exemple du questionnaire incluant des questions sur la catégorie d'oiseaux	315

RÉSUMÉ

L'inconsistance des croyances épistémiques est un problème dont l'analyse montre qu'il est lié au raisonnement démontrant l'anomalie cognitive qui cause le changement de ces croyances dans l'état cognitif des humains. Bien que ce problème cognitif a été étudié, aucun développement informatique n'a été fait au niveau de l'inconsistance des croyances qui portent sur la connaissance, c'est-à-dire des croyances épistémiques, à partir de l'analyse des catégories. Le problème de l'inconsistance de ces croyances peut apparaître lors de la reconnaissance et de la distinction des catégories. Plusieurs outils ont été développés en vue de leur flouification ou de leur traitement logique dans ce domaine (Hüllermeier, 2005 ; Thornber, 1992 ; Cintra et al. 2009 ; Costea, 2014). Cependant, ces outils ne sont pas utilisables pour représenter les catégories, leurs membres et leurs caractéristiques de distinction, c'est-à-dire les caractéristiques des membres de la catégorie qui aident à les distinguer de ceux des autres catégories. De plus, pour l'analyse de ces croyances, le processus de leur analyse est une étape importante à implémenter dans un logiciel ; ce qui n'a pas été développé auparavant. La construction de ce logiciel peut aider à surmonter le défi qui concerne l'étude des croyances épistémiques à partir de l'analyse formelle des catégories avec la logique floue en représentant leurs membres et leurs caractéristiques de démarcation, dites les démarqueurs. Cette thèse contribuera à la modélisation et au traitement informatique de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'analyse des catégories. Nous présenterons une nouvelle démarche pour l'analyse et la résolution de ce type de problème cognitif avec un logiciel en Python en utilisant un modèle dit « le modèle de l'arbre », introduit et développé précédemment en sciences cognitives (Javanbakht, 2016 ; Javanbakht, 2020) et une méthode de l'optimisation de la prise de décision dite *technique for order preference by similarity to ideal solution* (TOPSIS). Nous utiliserons une approche originale de la prise de décision automatisée pour faire la caractérisation, la prédiction, la détection et l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'étude des catégories. Les résultats obtenus avec le logiciel développé seront discutés.

Mots-clés : Croyance épistémique, Inconsistance cognitive, Logique floue, Modèle de l'arbre, TOPSIS, Décision automatisée, Intelligence artificielle

INTRODUCTION

Cette thèse s'intéresse à la modélisation et au traitement informatique de l'inconsistance des croyances épistémiques. L'inconsistance de ces croyances est fréquente dans la vie quotidienne. Il s'agit d'un problème majeur chez certains individus qu'on peut prédire, détecter, analyser et résoudre en informatique cognitive. Lors de l'apparition de l'inconsistance des croyances épistémiques, l'individu croit à une information contradictoire (Beddor et Goldstein, 2018 ; Bråten et al., 2011). Ce problème peut se manifester lors de la hâte, la fatigue, la distraction, etc. Dans l'introduction, nous présenterons l'information sur cette thématique principale, la problématique, les objectifs visés par cette étude, les aspects cognitifs et informatiques qui en résultent ainsi que les contributions originales de cette thèse.

0.1 Contexte général

Les croyances épistémiques sont basées sur la connaissance acquise par l'individu et elles sont souvent logiquement inconsistantes et inconscientes, ce qui peut produire un obstacle à la cohérence de sa pensée. Il s'agit des croyances épistémiques et au sein de ces croyances, il s'agit de la catégorisation à l'œuvre dans les croyances. Par exemple, les contradictions des croyances épistémiques en ce qui concerne la catégorie d'oiseaux peuvent mener à un obstacle dans la cohérence de la pensée de l'individu lors de sa considération de cette catégorie. Une catégorie est une entité mentale incorporée dans la pensée, il s'agit d'une classe ou d'un ensemble de membres ayant des caractéristiques typiques que l'individu considère lors de la catégorisation, un processus cognitif essentiel pour la distinction des

objets (Robert, 2005, pp. 705-714 ; Rosch et Mervis, 1975, pp. 573-605 ; Smith et Medin, 1981, p. 36).

Le rôle des membres des catégories et de leurs caractéristiques de distinction en ce qui concerne ce problème cognitif avec l'application de la logique en informatique n'a pas été exploré auparavant. L'inconsistance des croyances épistémiques est un problème qu'on peut résoudre grâce à l'informatique. La modélisation et la programmation sont les outils efficaces pour élaborer cette investigation. Les catégories en tant que les représentations cognitives sont importantes pour la distinction des choses et la prise de décision. Du point de vue théorique, les théories de la catégorisation, notamment la théorie des prototypes et la théorie des démarqueurs, ont été choisies, parce que la théorie des prototypes est pertinente pour l'explication des catégories et la théorie des démarqueurs est requise pour expliquer pourquoi, comment et quand le problème cognitif se produit au niveau des croyances épistémiques à partir de l'analyse des catégories. Puisque les autres théories de la catégorisation, y compris la théorie des exemplaires et la théorie des théories, n'ont pas été formalisées au niveau des caractéristiques des membres des catégories, elles ne seront pas utilisées dans cette thèse. Donc, j'analyserai l'inconsistance des croyances épistémiques en liaison avec l'étude des prototypes et non pas avec celle des exemplaires et des théories.

La logique floue, une logique non classique, traite les incertitudes et la sémantique vague des variables. Elle inclut les opérateurs qui consistent à déterminer la relation floue entre les entités. Elle a été largement utilisée en sciences cognitives (Wang, 2009). Donc, cette logique a été utilisée pour la modélisation et pour le développement informatique en vue de l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de la détection de la confusion des catégories dans cette thèse. Dans une étude postérieure, le logiciel que j'ai créé et ai développé sera capable de classer les individus selon leurs croyances épistémiques expli-

cites ou implicites et de prédire l'inconsistance de leurs croyances à partir de leurs croyances implicites, ce qui nécessite l'analyse avec la logique floue et la reclassification des individus selon leurs réponses aux questions traitées dans la thèse.

Il est important de noter que les sujets humains ne sont pas impliqués dans cette thèse, puisqu'une partie de la thèse porte sur les questions à traiter, mais l'acquisition des résultats à partir des réponses des participants ne fait pas partie de la thèse ; elle peut s'effectuer dans une étude postérieure. Pour l'évaluation des réponses aux questions à traiter, j'analyserai des exemples à partir de l'analyse des caractéristiques des membres des catégories. La même démarche peut se faire à partir des analyses présentées dans la thèse pour l'étude statistique postérieure.¹

0.2 Problématique

Cette thèse nous met face à deux problèmes : l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques liée à l'application des catégories et sa modélisation en utilisant les outils logiques et informatiques. L'inconsistance de ces croyances est due aux problèmes des catégories qui se manifestent lors de l'oubli des membres d'une catégorie ou son remplacement par le membre d'une autre catégorie. (Javanbakht, 2016) À part le problème des catégories pour la consistance des croyances, il y a d'autres problèmes, par exemple les erreurs logiques,² qui ne seront pas traitées dans la thèse.

Bien que l'analyse de certains problèmes cognitifs a été faite en sciences cognitives (Engel, 1997 ; Iaria et Barton, 2010) et en intelligence artificielle (Thabtah et al.,

1. L'étude statistique des données à partir des réponses des individus n'est pas l'objectif de ma thèse. C'est une des perspectives de mes analyses.

2. Certaines erreurs logiques peuvent être dues à l'écrasement de la structure des groupes de Klein lié à la modification des carrés d'opposition lors du raisonnement. (Robert et Brisson, 2016).

2020), aucun développement informatique n'a été fait au niveau de l'inconsistance des croyances épistémiques.

Deux sortes de connaissances superficielles sont possibles : 1. Certaines de ces connaissances peuvent être dues au problème cognitif à cause de l'incapacité de l'individu pour la distinction de certains membres des catégories, 2. Certaines autres connaissances superficielles peuvent ne pas être dues à ce type de problème cognitif. Les lacunes au niveau des catégories chez un expert peuvent être dues au problème de manque de la distinction des membres des catégories ou aux autres problèmes cognitifs. Les causes ultérieures des catégories qui peuvent engendrer les connaissances superficielles ou les lacunes de connaissances et donc le problème cognitif de deuxième sorte ne seront pas traitées dans cette thèse.³

Les problèmes mentionnés plus haut dépendent de la solution du problème de l'inconsistance des croyances épistémiques au niveau de la considération des catégories. Cette étude se veut essentiellement progressive : différentes suggestions seront développées tout au long de mes analyses pour répondre aux problèmes rencontrés dans l'étude de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'analyse des catégories.

Les valeurs de vérité des croyances épistémiques ne seront pas analysées dans cette thèse pour déterminer leur vérité ou leur fausseté. L'analyse de ces croyances sera faite plutôt à partir de leurs contenus. Pour ce faire, mon logiciel en Python les analysera en tant que des assertions et traitera les questions à propos des membres de la catégorie d'oiseaux et de leurs caractéristiques de démarcation. Donc, mes

3. Le désordre cognitif est un problème d'état mental dû à la détérioration des capacités cognitives de l'attention, de la mémoire, du langage et de l'orientation, qui peut se produire suite à une maladie neurologique ou une lésion cérébrale (Al-Qazzaz et al., 2014; Rajji et al., 2013). Il s'agit d'un problème différent de l'inconsistance des croyances épistémiques qui ne sera pas traité dans la thèse.

analyses concernent l'inconsistance de ces croyances et non leur vérité.

0.3 Objectifs de la thèse

La présente thèse vise à faire la modélisation et le traitement informatique de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'analyse des catégories. C'est une contribution à la théorie de la catégorisation par prototypes et au traitement informatique en appliquant un modèle des sciences cognitives et une méthode de la prise de décision.

L'objectif principal de la thèse est de présenter et de valider la conception d'un outil informatique basé sur la prise de décision. Pour ce faire, la formalisation des catégories avec la logique floue sur un modèle des sciences cognitives est requise afin de montrer l'effet de la considération des différentes caractéristiques de la démarcation de la catégorie en question (la catégorie d'oiseaux) et des autres catégories (les catégories de mammifères et de reptiles) sur l'inconsistance des croyances épistémiques et le problème cognitif qu'elle engendre, c'est-à-dire la confusion des catégories. L'objectif spécifique de cette thèse est de produire un logiciel pour détecter et analyser le problème de l'inconsistance des croyances épistémiques.⁴

L'inconsistance des croyances épistémiques est détectée à partir des réponses contradictoires aux questions qu'on traite dans la thèse. Ces questions aident à analyser les données avec un modèle des sciences cognitives, le modèle de l'arbre, et une méthode de l'optimisation de la prise de décision dite *technique for order*

4. La modélisation de l'inconsistance de l'ensemble des croyances conscientes et explicites, c'est-à-dire l'inconsistance des croyances à propos desquelles l'individu est conscient, ainsi que celle de l'inconsistance des croyances inconscientes et implicites, c'est-à-dire l'inconsistance des croyances à propos desquelles l'individu n'est pas conscient, sont considérées. Ce travail peut contribuer dans la computation des croyances conscientes et explicites, c'est-à-dire des croyances à propos desquelles l'individu est conscient.

preference by similarity to ideal solution (TOPSIS), car l'utilisation de ces questions permet de faire des analyses numériques avec ce modèle et cet algorithme. TOPSIS est une méthode de prise de décision qui fait l'analyse des critères du profit et des critères du coût pour déterminer la meilleure alternative. Les questions à traiter permettent de déterminer s'il y a de la contradiction due à l'inconsistance des croyances épistémiques dans les réponses de l'individu à ces questions en analysant ses réponses affirmatives ou négatives.⁵

La décision est un processus important dans l'informatique. Elle consiste à utiliser les différents états afin de déterminer la meilleure alternative. Il est important de considérer les conflits et les poids d'importance de plusieurs alternatives pour déterminer la meilleure alternative. Les décideurs ou *decision makers*, qui incluent différentes alternatives, sont utilisés pour atteindre cet objectif (Temuçin, 2019, pp. 156, 162).

La logique floue est utilisée pour formaliser les analyses de l'inconsistance des croyances épistémiques et de la confusion des catégories. L'utilisation de cette logique est visée pour déterminer numériquement ce problème cognitif.

Nous aimerions déterminer comment les contradictions des réponses aux questions traitées qui sont liées aux inconsistances des croyances épistémiques aident à déterminer lequel membre de la catégorie en question sera affecté. Un autre objectif de la thèse est de montrer que le classement des membres de la catégorie en question peut changer selon ces valeurs numériques de la sortie de l'algorithme TOPSIS. Nous avons donc montré comment la prise de décision par l'algorithme TOPSIS pour la détermination de la meilleure alternative est affectée avec les éléments du modèle de l'arbre, c'est-à-dire les membres de la catégorie en question et

5. Le questionnaire développé inclut entre autres des questions multiples avec des réponses variantes (voir la section A de l'annexe). Ce questionnaire peut être utilisé dans une étude ultérieure pour l'acquisition des données statistiques à partir des réponses des individus.

les degrés d'appartenance de leurs caractéristiques de distinction ou démarcation dites les démarqueurs, suite à l'inconsistance des croyances épistémiques.⁶

Il est requis de déterminer les types des démarqueurs et leurs différents rôles sur le modèle de l'arbre pour ensuite faire l'analyse numérique de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'étude de la catégorie en question. Nous aimerions déterminer lesquelles caractéristiques des membres de la catégorie en question sont les critères du profit et lesquelles caractéristiques sont les critères du coût pour les analyser avec cette méthode. Autrement dit, l'utilisation du modèle de l'arbre est une étape requise pour l'analyse numérique des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux avec TOPSIS pour ensuite déterminer l'impact de l'inconsistance des croyances épistémiques sur le classement des membres de la catégorie en question. Le traitement informatique de l'inconsistance des croyances épistémiques avec la méthode TOPSIS dans cette thèse permet de déterminer le classement des membres de la catégorie en question et la meilleure alternative à partir des réponses de l'individu aux questions dans les exemples à analyser. Les réponses à ces questions permettent de déterminer comment la décision au niveau de la meilleure alternative change avec l'inconsistance des croyances épistémiques dans la sortie de TOPSIS. L'impact des réponses aux questions à traiter sur la prise de décision de la meilleure alternative par cet algorithme sera montré dans la thèse.

En ce qui concerne la réduction des questions traitées à des représentations, l'inconsistance des croyances épistémiques se détermine numériquement à partir des

6. Il est important de noter que le formalisme et la modélisation dans cette thèse sont uniquement sur les croyances épistémiques telles que définies plus haut. Les croyances seront traitées en tant qu'énoncés de croyances. Le but ultime de la thèse est d'arriver à une étape où la machine ne dépend plus de la présence humaine pour l'analyse et la correction de l'inconsistance des croyances épistémiques. C'est dans cette étape que l'informatique peut entrer dans le développement des biosenseurs cérébraux pour faire une « cognition naturelle ».

réponses aux questions traitées. Ces réponses permettront de déterminer l'inconsistance des croyances épistémiques à partir des contradictions dans les réponses aux questions traitées. Donc, la première étape de la réduction des questions traitées à des représentations est de déterminer les croyances épistémiques qui sont liées aux questions traitées.

La deuxième étape de cette réduction est d'analyser les membres de la catégorie en question avec les degrés d'appartenance de leurs caractéristiques de distinction ou de démarcation de ceux d'une autre catégorie (ex. : les degrés d'appartenance des caractéristiques de distinction ou de démarcation des membres de la catégorie d'oiseaux dites les démarqueurs et leur démarcation des membres des catégories de mammifères et de reptiles) à partir des réponses aux questions traitées. Donc, la première étape sera la réduction des questions traitées à des représentations en déterminant les valeurs numériques des degrés d'appartenance de ces caractéristiques.

Une autre étape est la réduction des questions traitées à des traitements. La première série de traitements sera la normalisation des degrés d'appartenances des démarqueurs des membres de la catégorie en question. Deux types de normalisation, linéaire et vectorielle, seront présentés et les données seront traitées selon ces deux normalisations.⁷ La deuxième série de la réduction des questions traitées à des traitements sera de déterminer les valeurs pondérées des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie en question. La pondération de ces données se fait à partir de la multiplication des valeurs normalisées des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie en question par les valeurs de leurs poids. La suite des traitements des données, c'est-à-dire la

7. Puisque la normalisation linéaire inclut la division des données par leur valeur maximale qui peut changer d'une série de données à l'autre, la normalisation vectorielle sera utilisée dans mon logiciel et dans la suite de la thèse.

détermination des valeurs des solutions idéales positives et négatives des membres de la catégorie en question, leurs distances par rapport à ces solutions, et leur classement, se fait selon les étapes de l'algorithme TOPSIS présentées dans la thèse.

0.4 Principe fondamental de la méthode informatique

La méthode informatique utilisée dans cette thèse est TOPSIS avec un algorithme de prise de décision. Le principe fondamental de cette méthode est de déterminer les distances des candidats à partir de leurs solutions idéales positives et négatives. Cet algorithme prend la décision à propos du classement de ces candidats à partir du ratio de ces distances dit « le coefficient de similarité ». Le meilleur candidat ayant la valeur maximale de ce ratio est mieux placé dans le classement. Les autres candidats sont classés par rapport à ce premier selon les valeurs de ce ratio. Lorsque l'individu se trompe et il considère les critères du coût à la place des critères du profit, les valeurs numériques des distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales positives et négatives et le classement des candidats peuvent être affectés. En fait, cette méthode détermine cette distance pour les candidats à partir des valeurs maximales et minimales de leurs caractéristiques. Cette technique fonctionne selon la différenciation numérique des caractéristiques ou des critères du profit, c'est-à-dire les caractéristiques dont la considération a l'effet positif pour les candidats, et des caractéristiques ou des critères du coût, c'est-à-dire les caractéristiques dont la considération a l'effet négatif pour les candidats. Dans notre analyse, les candidats sont les membres de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire le prototype ou le canari A, la poule B, l'autruche C et l'ornithorynque D. Leurs critères du profit et leurs critères du coût seront les démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux tels que présentés et traités numériquement dans le dernier chapitre de la thèse.

La méthode TOPSIS détermine l'effet de la (non)considération des données de décision, et dans le cas des analyses dans cette thèse, il s'agit des valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs qui déterminent le classement des membres de la catégorie en question. La détection et l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques se font avec l'analyse numérique⁸ présenté dans la thèse. S'il y a de l'inconsistance au niveau de ces croyances de l'individu, mon logiciel lui présente la réponse correcte de la question à laquelle l'individu a donné la réponse incorrecte pour lui demander de répondre à nouveau à cette question.⁹

Les paramètres à traiter dans la méthode TOPSIS, c'est-à-dire les candidats ou les membres de la catégorie d'oiseaux, et leurs critères, ou leurs démarqueurs, sont d'abord analysés avec le modèle de l'arbre. Donc, il est important de comprendre les rôles de ce modèle pour les analyses avec TOPSIS. La figure suivante représente les rôles du modèle de l'arbre qui rendent ce modèle essentiel pour l'application avec TOPSIS. Il s'agit du modèle ayant les 4 rôles suivants : 1. le modèle de l'arbre est capable de déterminer les démarqueurs des membres de la catégorie en question, 2. il est capable de déterminer les rôles des différents démarqueurs¹⁰ par rapport à l'inconsistance des croyances épistémiques dans la confusion des catégories, 3. il est capable de déterminer lesquels démarqueurs sont les critères

8. Mes recherches sur un algorithme qui soit conforme à l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques m'ont amené à étudier les algorithmes de la prise de décision dont la comparaison a montré que bien que tous ces algorithmes sont capables d'analyser l'inconsistance des données, seulement TOPSIS est capable de faire le traitement des données incommensurables, c'est-à-dire les données dont les unités de mesure sont différentes. Étant donné que les démarqueurs des membres des catégories n'ont pas les mêmes unités de mesure, donc ils sont les caractéristiques incommensurables. C'est pourquoi TOPSIS est le meilleur algorithme pour leur analyse.

9. Mon logiciel donne l'information nécessaire pour répondre correctement à chaque question. Donc, cette étape aide à l'individu à résoudre l'inconsistance de ses croyances épistémiques.

10. Voir la section 5 de l'introduction de la thèse pour les définitions des différents types des démarqueurs forts, faibles et marginaux indiqués avec les symboles D_s , D_w et D_m , respectivement.

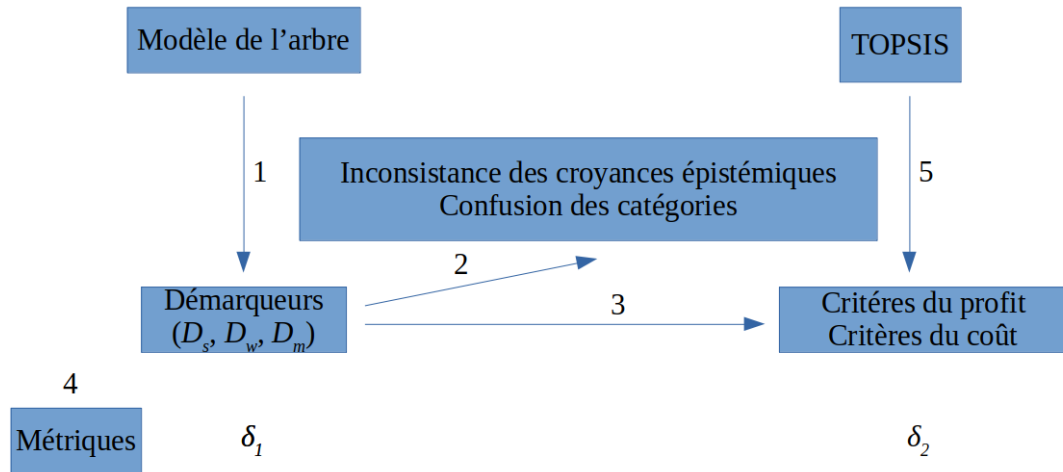


Figure 0.1: Les rôles du modèle de l'arbre pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS

du profit et lesquels démarqueurs sont les critères du coût pour l'utilisation dans la méthode TOPSIS, 4. il est capable de déterminer l'inconsistance des croyances épistémiques avec une métrique, δ_1 , parallèlement avec une métrique obtenue avec TOPSIS, δ_2 . δ_1 et δ_2 signifient la différence entre la valeur théorique et la valeur expérimentale de la probabilité du croisement des catégories qu'on obtient avec le modèle de l'arbre et la différence entre la valeur théorique et la valeur expérimentale de la distance du prototype de la catégorie en question par rapport à sa solution idéale qu'on obtient avec TOPSIS, respectivement.

0.5 Composantes cognitives et informatiques

Cette thèse sur la modélisation et le traitement informatique de l'inconsistance des croyances épistémiques comprend les chapitres suivants.

Le premier chapitre consiste à déterminer ce qu'est la croyance, la croyance épistémique et sa différence avec la croyance non-épistémique, l'inconsistance des croyances épistémiques, la différence de la catégorie et du concept et les différentes

théories des catégories. Les croyances peuvent être inconscientes qui dépendent de contextes et implicites ou conscientes et explicites. Étant donné que l'inconsistance des croyances peut mener à des croyances implicites, leurs analyses pour déterminer comment et dans quelles conditions ce problème cognitif se produit. Les croyances que la machine peut analyser et traiter sont les croyances explicites. C'est ce type de croyances modélisé par la suite dans la thèse.

Le deuxième chapitre de la thèse comprend les principes de la logique floue pour la formalisation des croyances épistémiques à partir de l'analyse des catégories. Dans ce chapitre, j'explique comment les concepts importants de cette logique, par exemple, le concept du degré d'appartenance et celui de la disjonction floue, peuvent être utilisés pour déterminer la confusion des catégories. J'utiliserai les opérateurs de la logique floue standard (ex. : l'opérateur de disjonction de Łukasiewicz) en ce qui concerne les membres des catégories et leurs caractéristiques de démarcation, c'est-à-dire les démarqueurs (Javanbakht, 2016). Il est important de noter que la disjonction peut aussi se faire avec la S-norme non Łukasiewicz. Cependant, puisque la disjonction de Łukasiewicz est pertinente pour montrer l'effet numérique des croyances épistémiques contradictoires à partir de l'inconsistance de la considération des démarqueurs des membres de la catégorie en question sur les sorties de TOPSIS, j'utilise cette disjonction dans la thèse.

Le troisième chapitre concerne la modélisation de la notion de l'inconsistance des croyances épistémiques. Dans ce chapitre, j'explique un modèle des sciences cognitives, « le modèle de l'arbre », pour modéliser les catégories. Selon ce modèle conçu pour l'analyse des membres des catégories et de leurs caractéristiques ou attributs, chaque catégorie peut se représenter comme un arbre et la confusion des catégories est due au croisement des branches des arbres. Les caractéristiques des membres des catégories sont de trois types : les caractéristiques fortes qui aident à distinguer ou démarquer les membres des catégories, dites les démarqueurs forts

(*strong demarcators* ou D_s), les caractéristiques faibles qui aident plus ou moins à distinguer ou démarquer les membres des catégories, dites les démarqueurs faibles (*weak demarcators* ou D_w), et les caractéristiques marginales qui n'aident pas à distinguer ou démarquer les membres des catégories, dites les démarqueurs marginaux (*marginal demarcators* ou D_m) (Javanbakht, 2016, pp. 79-88). Ces derniers démarqueurs, par exemple, la taille et la couleur, n'ont pas de rôle à jouer dans la distinction des catégories, puisqu'ils sont en commun parmi les membres d'une catégorie et ceux des autres catégories. Autrement dit, la considération des démarqueurs marginaux n'aide pas à faire la démarcation des membres d'une catégorie et ceux d'une autre catégorie.

Pour distinguer le démarqueur fort et les démarqueurs faibles des membres d'une catégorie, il faut considérer la (non)nécessité de l'observation de ces membres. S'il est nécessaire d'observer le membre d'une catégorie pour le distinguer de ceux des autres catégories, cette caractéristique est un démarqueur faible, mais si cette observation n'est pas nécessaire, il s'agit du démarqueur fort. Par exemple, il n'est pas nécessaire d'observer un oiseau ou un chien pour les distinguer des autres catégories d'animal, parce qu'en considérant le chant d'oiseau ou l'aboiement du chien, on peut les distinguer des animaux d'autres catégories. Donc, ces caractéristiques sont les démarqueurs forts de l'oiseau ou du chien en tant que des membres des catégories. Par ailleurs, il est nécessaire d'observer un oiseau ou un chien pour y trouver leurs autres caractéristiques, par exemple, observer les caractéristiques de pondre des œufs, de voler dans le ciel, d'avoir un bec, d'avoir des ailes chez un oiseau ou le museau d'un chien pour distinguer ces animaux des autres catégories d'animal. C'est pourquoi ces caractéristiques sont les démarqueurs faibles des membres de ces catégories et non pas leurs démarqueurs forts. Nous verrons dans ce chapitre comment utiliser la logique floue pour l'analyse de l'inconsistance de ces croyances sur le modèle de l'arbre. J'expliquerai les avantages de cette mé-

thode par rapport aux autres méthodes de la prise de décision. Ensuite, l'ensemble des travaux qui ont été faits avec la méthode TOPSIS et la logique floue seront présentés.

Le quatrième chapitre de la thèse présente les étapes de la représentation et de la préparation des données pour l'implémentation des paramètres du problème cognitif expliqué avec le langage Python.¹¹ Python est un langage efficace pour le codage de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'analyse formelle des catégories, puisque ce langage a des packages qui peuvent être utilisés pour programmer le problème cognitif de la considération des catégories. Donc, il est avantageux par rapport aux autres langages de programmation pour la création du logiciel désigné à déterminer la confusion des catégories. L'analyse basée sur la modélisation des croyances épistémiques dans cette thèse peut également être utilisée comme outil de prise de décision des individus. Donc, nous verrons les étapes de l'algorithme de TOPSIS, la représentation des données et leur préparation en vue de leur utilisation dans cet algorithme.

Le cinquième chapitre comprend les résultats de mes analyses de l'inconsistance des croyances épistémiques avec le modèle de l'arbre formalisé avec la logique floue et la méthode TOPSIS. Les valeurs des paramètres des sorties du modèle de l'arbre et de TOPSIS, c'est-à-dire les valeurs de la probabilité du croisement des catégories et de la distance par rapport à la solution idéale (positive ou négative), sont influencées par le fait que l'individu considère les démarqueurs des membres de la catégorie en question. Autrement dit, ces premières sont influencées par

11. McGregor et ses collègues ont utilisé Python pour coder les catégories et pour prédire les mots basés sur les contextes. Cependant, les auteurs n'ont pas déterminé l'inconsistance des croyances épistémiques ni appliqué les catégories. Par ailleurs, ils n'ont pas utilisé Python pour montrer comment et pourquoi les caractéristiques des catégories interviennent pour créer ce problème cognitif. En fait, leur usage de Python n'a pas été basé sur les théories de la consistance des catégories, mais plutôt sur l'usage du langage pour les catégories (McGregor et al., 2015).

ses croyances épistémiques. C'est pourquoi l'évaluation de l'inconsistance de ces croyances se fait avec l'analyse des valeurs de ces paramètres. J'utiliserai TOPSIS pour déterminer comment cet algorithme aide à déterminer l'inconsistance des croyances épistémiques en comparant les résultats obtenus avec ceux que j'ai obtenus avec le modèle de l'arbre.

Il est important de noter que le modèle de l'arbre et l'algorithme TOPSIS s'inscrivent dans les courants de recherche qui ont été faits sur les modèles ayant l'arborescence et les algorithmes de la prise de décision. Cependant, ce modèle et cet algorithme ont certaines différences par rapport aux autres modèles et algorithmes qui les rendent plus appropriés pour le traitement de l'inconsistance des croyances épistémiques.

0.6 Contributions originales

La modélisation et l'analyse numérique de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir des catégories n'ont pas été faites auparavant. Dans cette thèse, cette modélisation et diverses analyses se font dans les exemples à partir de l'identification des croyances épistémiques des individus. L'analyse de la distinction des catégories par les individus est ciblée à partir des questions à traiter dans cette thèse. Dans les chapitres 3, 4 et 5 de la thèse, les questions sur les croyances épistémiques et une approche numérique pour leur analyse seront présentées à partir de la mise en œuvre des membres de la catégorie en question et de leurs caractéristiques de démarcation. Il est important de noter que les réponses aux questions traitées sont analysées à partir de la considération des caractéristiques de la démarcation, c'est-à-dire les démarqueurs des catégories et aussi par rapport à la considération des valeurs triangulaires floues ou des valeurs moyennes des degrés d'appartenance des démarqueurs. Dans cette approche, les biais ne sont pas

utilisés et donc, les jugements des individus qui mènent à leurs croyances non épistémiques ne sont pas considérés. Certaines études ont été faites sur l'évaluation de ces croyances dont les méthodes utilisées ont été différentes de mon approche dans cette thèse. Par exemple, Hsieh et al. ont évalué les croyances épistémiques des étudiants (Hsieh et al., 2014). Dans une autre étude, Dunin-Kęplicz et Szalas ont formalisé les croyances épistémiques dans les systèmes multiagents. Les auteurs ont analysé les étapes de l'acquisition de ces croyances, le raisonnement, les structures des croyances basées sur l'analyse des données incomplètes ou inconsistantes et la formation finale de ces croyances. Dans cette étude, ils ont montré que chaque agent utilise des ensembles des croyances initiales acquises par la perception et la connaissance de l'expert. De plus, il communique avec les autres agents pour améliorer la performance de l'acquisition de ses croyances (Dunin-Kęplicz et Szalas, 2012). Lele a utilisé l'approche de la prédiction bayésienne pour quantifier l'incertitude dans l'inférence statistique. Cependant, elle n'a pas étudié les croyances épistémiques ni les a modélisés à partir de l'analyse des catégories pour une application en informatique (Lele, 2020). Kerwer et Rosman ont étudié les mécanismes de l'impact du changement de l'information sur les croyances épistémiques. Pour ce faire, ils ont fait une étude de la statistique sur des groupes d'étudiants. Malgré les modèles qu'ils ont étudiés, y compris le modèle basé sur le déséquilibre cognitif à partir de la théorie de Piaget selon laquelle le développement cognitif est influencé par le déséquilibre cognitif dû à la contradiction des croyances acquises par une nouvelle information, et le modèle de Kuhn basé sur les croyances épistémiques suivantes : 1. les individus commencent comme des absolutistes, 2. ils croient que la connaissance est certaine, et 3. une vérité objective existe, les auteurs n'ont pas utilisé une approche informatique pour cette étude (Kerwer et Rosman, 2018).

Plusieurs aspects importants de cette thèse sont innovants, notamment l'utilisa-

tion d'un modèle simple, computationnel et explicatif, c'est-à-dire le modèle de l'arbre, pour la modélisation de la confusion des catégories à partir de l'inconsistance des croyances épistémiques (le volet des sciences cognitives), le développement d'un logiciel en Python pour la lecture et l'analyse des catégories (le volet informatique) et le codage de ce problème cognitif, notamment avec l'analyse des catégories en langage Python avec l'algorithme TOPSIS qui est capable de faire le traitement de l'inconsistance des données et les modifications de cet algorithme (le volet informatique). La première modification de TOPSIS est pour rendre à zéro les valeurs des poids de certains démarqueurs des membres de la catégorie en question qui sont problématiques pour la distinction des catégories. Le logiciel que j'ai développé est devenu autonome avec cette modification puisqu'il est capable de faire l'analyse théorique en mettant les valeurs des poids de ces démarqueurs à zéro. Le modèle de l'arbre est requis pour cette modification de TOPSIS puisque dans ce modèle, l'effet de certains démarqueurs ayant l'impact sur la confusion des catégories est démontré. Cette première modification de TOPSIS aide à enlever cet effet négatif de ces démarqueurs dans la considération de la catégorie en question. Le modèle de l'arbre est aussi requis pour la deuxième modification de cet algorithme qui consiste à appliquer la disjonction de Łukasiewicz, puisque la confusion des catégories à cause de la considération contradictoire de certains démarqueurs, au bout des branches sur la catégorie en question en tant qu'arbre, due à l'inconsistance des croyances épistémiques est expliquée par ce modèle et elle est numériquement analysée avec cette deuxième modification de TOPSIS (le volet informatique).

La démarche utilisée dans cette analyse consiste à déterminer les paramètres des entrées et des sorties dont leur relation a aussi été étudiée dans la thèse. L'application du modèle de l'arbre et de cet algorithme a permis de faire une analyse numérique détaillée et précise au niveau de l'implication des degrés d'appartenance

des démarqueurs sur l'inconsistance des croyances épistémiques.

Les autres aspects innovants de ma thèse concernent l'utilisation de l'algorithme TOPSIS et ses modifications pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques au niveau des catégories. Cet aspect original de la thèse est aussi un nouvel usage de la programmation informatique pour le codage de ce problème cognitif puisqu'il n'a pas été proposé en informatique ni appliqué en sciences cognitives pour l'évaluation et la résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques et sur l'analyse des catégories auparavant. Enfin, l'analyse et l'amélioration de l'état cognitif de l'individu au niveau de ses croyances épistémiques avec ce logiciel sont des autres aspects innovants de la thèse.

En guise de conclusion, on rappelle que l'étude des catégories est une étape essentielle pour déterminer les conditions de l'inconsistance des croyances épistémiques. La modélisation proposée peut clarifier les conditions dans lesquelles ces éléments cognitifs peuvent être traités par la machine. La conclusion de la thèse reprendra sommairement les objectifs, les méthodes et les résultats obtenus ainsi que des perspectives de la modélisation et des analyses de l'inconsistance des croyances épistémiques.

CHAPITRE I

CADRE THÉORIQUE

Il est important de définir ce qu'est la croyance en général pour faire ensuite la distinction entre les croyances épistémiques et les croyances non épistémiques. Cette analyse nous aide à mieux comprendre l'origine de l'inconsistance des croyances épistémiques. Ces dernières établissent des relations entre les catégories et elles se trouvent dans la mémoire des humains.

Pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques, il est important de savoir ce que sont ces croyances. Tout d'abord, il faut déterminer ce qu'est une croyance et ensuite, expliquer la différence entre une croyance non épistémique et une croyance épistémique.

1.1 Qu'est-ce qu'une croyance ?

La croyance est une attitude forte envers les choses qu'on considère dans notre état cognitif, en tant qu'objets de croyance. Elle requiert notre réflexion sur ces derniers (Schwitzgebel, 2019). La croyance aussi se définit comme la conviction qu'on peut avoir sur tel ou tel fait. Nos croyances ne sont pas constantes, mais elles évoluent avec le temps, car on les met en question (Laverny, 2007, p. 325). Autrement dit, les croyances humaines changent au fur et à mesure avec les expériences vécues. Par exemple, les croyances des individus peuvent changer selon leur connaissance

avec leur considération de certaines caractéristiques des oiseaux.¹

Nous avons aussi des croyances que nous considérons incertaines, probables, hypothétiques. Ces dernières croyances sont accompagnées de l'incertitude de l'individu sur ces connaissances puisqu'elles sont dépourvues de l'évidence (Hansson, 2004, p. 13 ; Darwiche et Goldszmidt, 2013, p. 152 ; Frega, 2012, p. 196). Ce type de croyances ne sera pas traité dans cette thèse. La croyance épistémique est une croyance qui porte sur la connaissance (y compris sa structure et sa certitude), elle renvoie aussi à la source et à la justification de la connaissance (Duell et Schommer-Aikins, 2001 ; Hofer et Pintrich, 1997). Toute connaissance épistémique, selon Gettier, nécessite une source plus que la justification, par exemple, le témoin pour déterminer sa vérité. Le problème de l'insuffisance de la justification est dû à la nécessité du témoin pour déterminer la vérité des croyances épistémiques (le problème de Gettier)² est une autre dimension de la considération de ces croyances.³ Il est important de noter que la conscience ne va pas toujours avec les croyances humaines puisque les croyances inconscientes existent à part les croyances conscientes.⁴(Crane, 2013 ; Finkelstein, 1999)

Il est important de noter qu'on ne réduit pas la catégorie à une dimension langa-

1. Pour les caractéristiques de démarcation des membres de la catégorie d'oiseaux voir le tableau 1.1, section 1.6

2. Voir l'article de Gettier intitulé "*Is Justified True Belief Knowledge ?*" publié en 1963.

3. La vérité de la croyance épistémique de l'individu par rapport à ce qui se passe dans le monde et son corps correspond aux autres types d'études de cognition dont l'analyse est différente de celle de la consistance des croyances épistémiques. Donc, la vérité des croyances épistémiques ni le jugement de l'individu envers les objets du monde ni le problème de Gettier ne sera pas traité pour le codage de ces croyances.

4. Il faut faire une distinction entre les processus qui se passent dans la conscience et ceux qui se passent dans l'inconscience. L'inconscience est un état mental dans lequel certains processus peuvent mener aux fonctions fondamentales de haut niveau que les processus conscients puissent être influencés par le contexte, les croyances ou encore l'histoire personnelle (Rothkirch et al., 2018, p. 3 ; Shrag, 2011, p. 30).

gière. Bien qu'on utilise les mots dans les questions sur la catégorie qu'on présente à l'individu pour l'analyse de l'inconsistance de ses croyances épistémiques, on est conscient que la catégorie qu'on analyse ne se trouve pas dans les mots du questionnaire, mais elle se trouve bel et bien dans le mental de l'individu. La catégorie qu'on analyse peut être associée au mots du langage à partir de sa présentation dans les questions, mais elle est une entité cognitive de l'individu. Autrement dit, il considère les membres de la catégorie et leurs démarqueurs dans son état cognitif et la présentation de ceux-ci dans les questions du questionnaire ne réduit pas la cognition de l'individu à l'usage des mots.

1.2 Qu'est-ce qu'une croyance épistémique ?

Nous avons vu plus haut que la croyance épistémique est une croyance qui concerne la connaissance (y compris sa structure et sa certitude) et qu'elle renvoie aussi à la source et à la justification de la connaissance (Buehl et Alexander, 2001 ; Duell et Schommer-Aikins, 2001 ; Hofer et Pintrich, 1997).

Une croyance épistémique est différente d'une croyance épistémologique ; cette deuxième est à propos de la nature de la connaissance qui influence l'apprentissage et l'enseignement. (Bendixen & Rule, 2004)⁵ Il est aussi important de considérer des croyances non épistémiques qui ne sont pas des croyances épistémiques, mais qui sont pertinentes pour choisir entre les systèmes alternatifs de jugements et de règles. (Lammenranta, 1996, p. 118) Les exemples de croyances non épistémiques seraient la croyance morale, la croyance politique ou la croyance esthétique. Ces

5. La croyance épistémologique et l'apprentissage sont liés l'un à l'autre. L'apprentissage est le processus de donner un sens au monde. Piaget a considéré les idées d'assimilation et d'accommodement pour l'apprentissage. L'assimilation et l'accommodation (configuration de nouvelles connaissances) peuvent être considérées comme les étapes du processus de l'apprentissage. L'apprentissage et la conscience sont des entités individuelles formant un modèle subjectif du monde. (Harteis, p. 202).

croyances concernent la valeur des choses sans justification épistémique (Cerovac, 2018, p. 92 ; Hopkins, 2011). Par exemple, croire que « l'ornithorynque⁶ a certaines caractéristiques des oiseaux » est une croyance épistémique, car elle est basée sur la connaissance de cet animal en tenant compte de ses caractéristiques. Donc, si une personne n'a pas de connaissance sur l'ornithorynque et elle croit que cet animal n'a aucune caractéristique des oiseaux, sa croyance sera une croyance épistémique, mais fausse.

Un autre exemple de croyance épistémique et non épistémique concerne l'application de la mémoire pour la reconnaissance des caractéristiques des oiseaux, par exemple, avoir des ailes et pondre. Dans ce cas, puisque la mémoire peut devenir une évidence dans la connaissance de ces animaux, la croyance basée sur l'application de la mémoire sera une croyance épistémique. En fait, les croyances épistémiques et la mémoire sont impliquées dans le processus de l'apprentissage (Schulz et Roßnagel, 2010, p. 396).

Il est important de noter que les croyances sont d'ordres différents. Les croyances de premier ordre sont les croyances perceptuelles, alors que les croyances de deuxième ordre sont les croyances épistémiques. Les croyances de deuxième ordre servent à justifier les croyances de premier ordre (Faye, 2016).

Les représentations cognitives sont différentes des croyances épistémiques, car ces premières ne sont pas les croyances, mais plutôt des entités qui se trouvent dans l'état cognitif des humains, alors que ces deuxièmes sont les croyances basées sur la connaissance. Puisque les croyances épistémiques sont basées sur la connaissance

6. L'ornithorynque est un animal hybride ayant les caractéristiques d'oiseaux, de mammifères et de reptiles. Il s'agit d'un non-oiseau puisqu'il a les caractéristiques des non-oiseaux (cet animal se déplace sur sa poitrine. De plus, la femelle d'ornithorynque allaite son petit). Cependant, certains individus le considèrent par l'erreur dans la catégorie d'oiseaux et le confondent avec les autres mammifères ou avec les reptiles.

et qu'elles sont impliquées avec la mémoire dans l'apprentissage, on s'intéresse à faire la modélisation et le traitement informatique de l'inconsistance des croyances épistémiques, et non pas celle des croyances non épistémiques, dans cette thèse. Donc, les croyances épistémiques, et non les représentations cognitives, seront traitées à partir du développement d'un logiciel. Certaines erreurs cognitifs sont liées à l'inconsistance des catégories. Engel dans le livre intitulé "Subjectivité et conscience d'agir" décrit les anomalies qui causent le changement des croyances dans l'état cognitif des humains. (Engel, 1997)

1.3 Qu'est-ce que le changement de la croyance épistémique ?

Les croyances épistémiques ne sont pas stables et elles peuvent changer avec le temps. Nous verrons les causes des changements de ces croyances dans la suite de la thèse.

1.3.1 Les causes de l'inconsistance des croyances épistémiques

L'inconsistance des croyances épistémiques peut être due aux effets de la pensée. Un individu qui confond les caractéristiques des oiseaux avec celles des non-oiseaux a le problème cognitif au niveau de ses croyances à propos de ces animaux.

L'addition d'une croyance qui n'est pas en consistence avec les autres croyances peut causer le problème cognitif chez les humains. C'est pourquoi l'analyse des croyances est importante afin de vérifier si un tel problème est advenu ou pas. Les opérateurs de révision qui fonctionnent sur des fragments de logique classique ont été définis. Pour ce faire, les auteurs ont défini des opérateurs raffinés sur des fragments caractérisables pour résoudre deux problèmes de la complexité computationnelle : la vérification de modèle et l'implication. L'addition et la mise à jour des croyances fournissent des capacités de raisonnement prédictif. Ces deux pro-

cessus cognitifs fournissent aussi des méthodes alternatives pour le raisonnement abductif. (Creignou et al., 2014, p. 429 ; Girle, 2000, p. 2 ; Rosen et al., 2004, p. 405). Un exemple de l'analyse des croyances épistémiques concerne l'étude des membres de la catégorie d'oiseaux et de leurs caractéristiques. Dans ce cas, l'individu est obligé de réviser ses croyances au niveau de sa connaissance de ces animaux et il expérimente la reconsidération des croyances épistémiques.

De plus, comme la reconsidération des croyances est un aspect important dans la recherche des représentations de la connaissance et du raisonnement, la persistance dans l'ensemble des croyances, y compris les croyances épistémiques, devrait être considérée chaque fois qu'une nouvelle croyance épistémique s'y ajoute. S'il n'y a pas une telle consistance, l'individu ignore la nouvelle croyance épistémique de l'ensemble de ses croyances. Autrement dit, la nouvelle croyance de l'individu peut poser le problème de l'inconsistance avec ses autres croyances.

Nous considérons deux consensus : 1. En épistémologie, on présente les croyances avec les propositions (ex. : S croit que P . Ici, S est P sont le sujet et le contenu de sa croyance, respectivement) (Gettier, 1963 ; Ichikawa, 2017), par exemple, l'individu croit que les oiseaux pondent des œufs. 2. En logique, l'inconsistance est due à la contradiction qu'on présente avec l'opposition logique par l'affirmation et la négation des propositions similaires (Smith, 2017 ; Marion, 2013). L'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu influence sa considération des membres des catégories et leur distinction. Puisque la position des membres des catégories, ou leur ordre, dépend de cette considération, l'inconsistance de ces croyances change cette première. Autrement dit, l'individu décide de maintenir ou de ne pas maintenir les membres dans chacune des catégories. C'est pourquoi le modèle de l'arbre et la méthode TOPSIS qui sont des outils de la prise de décision au niveau du positionnement (ou de la classification) des membres de la catégorie

sont utilisés pour les analyses numériques de l'inconsistance de ces croyances.⁷

La théorie de la dissonance cognitive explique les causes des problèmes cognitifs qui concernent les croyances. Selon cette théorie, les êtres humains ne sont pas à l'aise avec des cognitions contradictoires. Festinger dans cette théorie explique la psychologie des êtres humains en vue de la contradiction de leur comportement avec leur croyance ou leurs croyances les unes avec les autres (Festinger, 1957). Il utilise la formule suivante pour expliquer ce qu'est la dissonance cognitive :

$$M = D/(D + C) \quad (1.1)$$

où M , D et C sont l'ordre de grandeur (ou *magnitude*) de la dissonance, la somme des cognitions dissonantes par rapport à une cognition de référence et les cognitions consonantes par rapport à une cognition de référence, respectivement. Les différences entre la dissonance et l'inconsistance sont importantes à être considérées. La dissonance est un sentiment de l'inconfort chez l'humain dû aux problèmes cognitifs. L'inconsistance des entités mentales, par exemple l'inconsistance des croyances épistémiques, concerne la contradiction qui se manifeste au niveau de ces entités cognitives. Autrement dit, l'inconsistance de ces croyances est à cause de l'abondance d'informations contradictoires que l'individu reçoit de l'environnement (Kerwer et Rosman, 2018). Festinger considère que les états cognitifs inconfortables de l'individu causent la diminution du niveau de sa dissonance cognitive en altérant ses cognitions. Selon cette théorie, l'individu diminue sa dissonance soit en diminuant la contradiction de ses cognitions soit en changeant leur cognition originale, soit en ajoutant ou en enlevant des cognitions, ou enfin, en

7. La classification catégorielle peut être utilisée pour l'analyse des mots clefs. Certains systèmes ont été développés pour la suggestions des mots clefs. La position et la fréquence de ces derniers dans les textes influencent leur classification. De plus, les vecteurs de caractéristiques de textes peuvent être utilisés pour faire l'analyse des documents (Jiang et al., 2022).

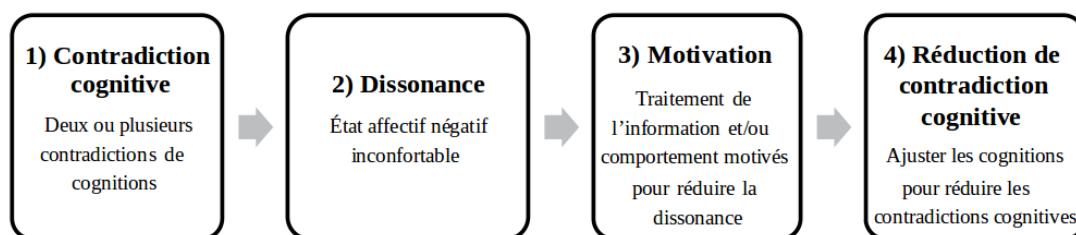


Figure 1.1: Le processus de l'apparition et de la réduction de la dissonance cognitive (Hinojosa, 2017)

ajustant l'importance des cognitions.

La figure 1.1 représente les quatre étapes de la dissonance cognitive qui consiste à l'apparition de la dissonance, la réponse de l'individu à l'inconfort psychique, sa motivation à diminuer la dissonance et son engagement à diminuer la contradiction de ses cognitions afin de diminuer sa dissonance cognitive (Hinojosa, 2017). Les comportements contre attitudinaux, le choix libre et l'engagement de l'effort sont les causes de la contradiction cognitive. En fait, la contradiction cognitive veut dire la présence de deux ou plusieurs contradictions de cognitions chez l'individu. Cette étape mène à la dissonance, c'est-à-dire au sentiment de l'inconfort ou l'état affectif négatif inconfortable. C'est suite à cette dissonance que l'individu peut devenir motivé pour le traitement de l'information et/ou le comportement qui mène à la réduction de cette dissonance. La réduction de la contradiction cognitive comprend l'ajustement des cognitions pour réduire les contradictions cognitives de l'individu (Harmon-Jones et Mills, 2019, pp. 12-17; Cancino-Montecinos et al., 2020). Lorsque l'individu agit contre son attitude ou sa croyance, ses comportements contre attitudinaux apparaissent. Lorsqu'il veut choisir la meilleure alternative, il montre son choix libre. Dans ce cas, il se peut qu'il fasse un choix parmi les alternatives imparfaites qui y existent. La dernière cause de la dissonance cognitive concerne l'engagement de l'individu à atteindre la consistance dans le comportement qu'il manifeste (Ibid).

Il est important de noter que bien que ce comportement soit interprétable, il n'est pas gouverné par des lois symboliques (Harnad, 1990, p. 3). Les croyances peuvent donner lieu à des inconsistances. La dissonance cognitive est en liaison avec l'inconsistance des considérations des croyances, mais il faut savoir que cette inconsistance et la dissonance cognitive ne sont pas la même chose. En fait, l'inconsistance est « une propriété de la relation entre les éléments cognitifs » due au même objet,⁸ alors que la dissonance cognitive est un sentiment causé par les éléments de l'inconsistance cognitive. L'inconsistance est causée par la contradiction d'un élément cognitif avec un autre élément cognitif. L'élément cognitif veut dire l'opinion ou la croyance de l'individu à propos de lui-même ou son environnement (Ibid).⁹ En fait, la dissonance se passe lorsqu'une situation donne un conflit d'intérêts, de croyances ou de comportements. Par exemple, chasser les oiseaux au-delà d'une certaine limite peut endommager l'équilibre de la nature, mais si l'individu continue de le faire, ce conflit de sa croyance et de son comportement est dû à sa dissonance cognitive.

La figure 1.2 montre le processus de l'inconsistance cognitive qui inclut trois étapes : l'identification, l'élucidation et la résolution de l'inconsistance. (Gawronski et Brannon, 2019, p. 97) Donc, s'il y a une contradiction cognitive chez l'individu, tout d'abord il l'identifie. Ensuite, il essaie de comprendre la situation et parfois la cause de cette contradiction cognitive qui peut être l'inconsistance au niveau de l'information ou de ses croyances. Ensuite, il sera en mesure de ne pas considérer une ou plusieurs de ses croyances pour résoudre ce problème cognitif de

8. Si les états propositionnels sont en relation avec différents objets, ils ne produiront pas de l'inconsistance cognitive (Gawronski et Brannon, 2019, p. 92).

9. Pour qu'un individu soit conscient de l'inconsistance de son attitude et de ses comportements, il faut qu'il les identifie simultanément et qu'il considère que ses cognitions sont vraies. L'ordre de grandeur de la dissonance cognitive dépend de l'ordre de changement de l'attitude et non vice-versa. Cette première dépend de l'importance de l'auto-pertinence ou la pertinence de ses cognitions à sa tâche en cours (Ibid, pp. 4-6).

l'inconsistance. Il est important de noter que « l'inconsistance peut être résolue en changeant la cognition à propos d'un comportement » (Ibid, p. 5). Autrement dit, lorsqu'un nouvel élément de cognition (une proposition) est ajouté ou changé, par exemple, la valeur de vérité d'autres propositions de l'inconsistance a changé, l'inconsistance cognitive est résolue. Or, les stratégies de la résolution de la dissonance cognitive, c'est-à-dire la trivialisaiton de l'inconsistance et l'auto-affirmation des cognitions n'aboutissent pas nécessairement à la résolution de l'inconsistance (Ibid).

1.4 La catégorisation des concepts

Nous avons vu dans les sections précédentes que les croyances épistémiques sont les croyances basées sur une connaissance (y compris sa structure et sa certitude), qu'elles renvoient à la justification de la connaissance et aux catégories. La catégorisation se fait de manière spontanée et explicite, alors qu'on définit les concepts souvent de manière implicite. Autrement dit, on fait la catégorisation spontanément, alors qu'on définit le concept. Le comportement de catégorisation est cohérent avec ces croyances. En fait, les croyances épistémiques prédisent le comportement de catégorisation (Estes, 2002).¹⁰ Estes soutient que les individus considèrent l'association des membres à une catégorie. Cette considération mène à la classification des membres de la catégorie en question selon les croyances épistémiques.

L'association des membres à une catégorie dépend de leur similarité au membre

10. Les catégories qui sont impliquées dans l'apprentissage et l'acquisition de la connaissance sont affectées par ces croyances. Le développement des croyances épistémiques implique le processus de la catégorisation. Ces croyances peuvent être de différentes sortes, par exemple, dualistes, lorsque les individus croient en une connaissance juste ou mauvaise lorsqu'ils reconnaissent les possibilités de points de vue multiples, mais ils croient toujours que la plupart des connaissances sont certaines. En fait, les individus peuvent croire que les connaissances sont incertaines et fondées sur la pondération des preuves accumulées (Chai, 2010, p. 128).

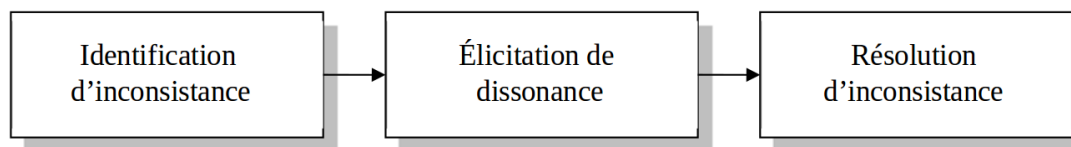


Figure 1.2: Le processus de l'inconsistance cognitive (Gawronski et Brannon, 2019)

privilegié de celle-ci dit le prototype (Lakoff, 1987, p. 137). Il est important de noter que la classification des catégories est aussi importante dans la cognition humaine. En fait, les catégories moins centrales sont différentes des catégories sur lesquelles elles sont basées. Pour ce faire, l'individu prédit le bien d'une catégorie non centrale par des principes centraux de la spécification des catégories (Idem, p. 492).

Qu'est-ce que la catégorisation ? Neisser dans son livre intitulé "*Concepts and Conceptual Development : Ecological and Intellectual Factors in Categorization*" définit la catégorisation. Selon lui, la catégorisation consiste à « traiter un ensemble de choses de façon équivalente, les nommer ou leur répondre de la même manière » (Neisser, 1987). En fait, les individus acquièrent les nouvelles catégories lors du processus cognitif de la formation de concepts. Cependant, il faut faire une distinction entre le concept et la catégorie.

En ce qui concerne la catégorisation des catégories naturelles, Eleanor Rosch présente sa théorie dite la théorie des prototypes dans laquelle elle explique que ses premiers travaux sur la catégorie de couleur montrent que la catégorisation, au contraire de ce que les autres théories soutiennent, n'est pas basée sur l'usage du langage.

Un exemple concerne une tribu appelée Dani, les habitants de la Guinée, dont le langage, pourvu de deux mots pour désigner les couleurs, n'a pas été développé concernant le concept de la couleur. Une étude a montré que les individus de cette

tribu ont pu concevoir les couleurs de la même manière que les humains avec le langage développé désignent les différentes couleurs (Rosch et Olivier, 1972). Ce langage développé dans cette étude veut dire le langage pourvu des mots (Ibid). Rosch en conclut que la catégorisation des concepts naturels n'est pas basée sur l'usage du langage. Elle soutient que les prototypes des couleurs sont à la base de la catégorisation chez les humains (Rosch et al., 1977, p. 4).

Comment la classification des catégories se fait-elle dans la cognition humaine ? Pour répondre à cette question, Rosch dans le chapitre 8 de son livre intitulé "*Concepts : Core Readings*" mentionne deux principes pour la classification des catégories. Le premier principe qu'elle présente traite la fonction des systèmes de catégories. Le deuxième considère plutôt leur structure. Selon le premier principe dans la théorie de Rosch, « la tâche des systèmes de catégories est de fournir un maximum d'informations avec le moindre effort cognitif ». On peut en conclure que plus un système de catégories fournit d'informations avec moins d'énergie que la personne utilise, plus il est efficace.

Le deuxième principe considère que « le monde perçu vient d'information structurée plutôt que comme attributs arbitraires ou imprévisibles ». C'est pourquoi selon ce principe, l'état cognitif de l'être humain permet d'accumuler les informations sur le monde. Ces informations liées à la catégorisation sont ordonnées (Rosch, 1999, p. 28).

Il est important de noter que ce n'est pas toujours le cas d'utiliser les prototypes dans la cognition malgré ce que Rosch explique dans la théorie des prototypes. Parfois, par exemple, lors de la hâte, de la distraction ou de la fatigue, les informations ne sont pas accumulées dans notre esprit de manière ordonnée (Javanbakht, 2020, p. 90). C'est pourquoi parfois nous n'avons pas de certitude sur le fait que quelles catégories sont plus appropriées dans une situation. Cela est dû à l'in-

exactitude des définitions des catégories dans notre cognition. Il s'en suit qu'une flouification de la catégorisation est requise afin de démontrer le vrai fonctionnement des catégories dans les sciences cognitives. Rosch soutient que si le maximum d'informations est obtenu lorsque le moindre effort cognitif est appliqué, le monde peut être considéré comme perceptible. Elle considère deux manières qui rendent cette condition possible : soit avec une cartographie des catégories, soit par la définition ou la redéfinition des attributs des catégories.

La première manière donne « les structures d'attributs » comme résultat, alors que la deuxième donne les séries des catégories qui sont structurées. Autrement dit, lorsque le rapport des catégories s'établit selon leur définition ou redéfinition, la mise en place des catégories dans les séries d'attributs est possible. Par exemple, lorsqu'on établit le rapport des catégories d'oiseaux et de mammifères, l'utilisation de ces catégories dans la série d'attributs pourrait se faire selon leurs définitions.¹¹

1.5 Le problème des espèces naturelles

Le problème des espèces naturelles concerne la catégorisation des objets naturels, par exemple, les animaux, les métaux, etc. Ce problème veut dire que nous utilisons ces catégories pour classer les choses aux espèces des choses. Par exemple, nous catégorisons les animaux aux espèces des animaux. Les chercheurs demandent si cette catégorisation est déterminée par nos intérêts et nos préférences humaines ou par le monde lui-même. Il semble que pour la catégorisation des choses naturelles, par exemple l'or, l'hydrogène, etc., nous les classifions dans les ensembles qui appartiennent à la même espèce. Ce problème a été considéré comme un problème en philosophie de la science à savoir si la catégorisation en science se fait comme

11. La procédure expérimentale présentée dans cette thèse s'applique non seulement aux catégories naturelles, mais aussi aux autres types de catégories (voir la liste de mes articles publiés en 2022 dans la bibliographie).

la catégorisation des espèces naturelles. Cependant, les expériences ont montré que la catégorisation se fait à partir de la considération de l'apparence et du comportement des animaux (Ereshefsky, 2018, pp. 845,846 ; Khalidi, 2016, pp. 399,402 ; Hampton et al., 2007, pp. 1790,1797).

Il est important de noter que les caractéristiques de la démarcation des membres des catégories naturelles, par exemple : les démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux sont basées sur l'apparence ou sur le comportement de leurs membres.¹²

1.6 Les différences entre les notions de la catégorie et du concept

Qu'est-ce qu'une catégorie ? La catégorie est une classe dont les membres désignent un concept. Elle est « le résultat d'une opération mentale ». C'est dans la pensée humaine que le processus d'incorporer et d'accumuler les catégories en tant que les entités mentales se passe. En fait, les catégories, qui se forment au cours de la catégorisation, un processus cognitif basé sur l'abstraction, composent la représentation mentale des humains. (Robert, 2005, pp 702-714 ; Rosch, 1973, p. 382) Par exemple, la catégorie d'oiseaux renvoie à l'ensemble des membres de la famille d'oiseaux qui ont des caractéristiques des oiseaux, par exemple, voler, avoir des ailes, pondre, etc. Dans ce cas, l'analyse de la catégorisation est basée sur la considération des membres de la catégorie d'oiseaux et le problème cognitif sera de les confondre avec les membres d'une autre catégorie, par exemple, ceux de la catégorie de mammifères (Javanbakht, 2016). En fait, une catégorie est un

12. Les termes "trait", "caractéristique", "attribut" et "propriété" ont été utilisés dans les études psychologiques et linguistiques des catégories. Les catégories sont considérées comme les groupes de traits. Il a été suggéré que les attributs dimensionnels peuvent être considérés dans l'analyse des catégories basées sur les prototypes (voir McAdams et Pals, 2006 ; Keith, 2014 ; Chaplin et al., 1988). Cependant, ces termes n'ont pas été utilisés pour déterminer les différents rôles des caractéristiques des membres dans la distinction des catégories.

ensemble de membres qui ont des caractéristiques communes. Les membres de la catégorie renvoient à un concept, alors que le concept ne comprend pas un ensemble de membres ayant des caractéristiques communes. Ce deuxième renvoie uniquement aux objets physiques ou mentaux sans que les humains considèrent un groupe ou une classe de membres.

Il existe trois types de catégories : 1. catégorie naturelle, 2. catégorie artefact ou artificielle, 3. catégorie sémantique ou nominale. Le premier type des catégories renvoie aux choses naturelles (ex. : la catégorie du fruit ou celle de l'animal), le deuxième renvoie aux objets inventés par les humains (ex. : la catégorie de l'usine ou celle de l'ordinateur) et le troisième renvoie aux entités sémantiques qui n'existent pas dans la nature et qui ne sont pas les inventions physiques des humains, mais plutôt leurs pures considérations sémantiques (ex. : la catégorie du pays ou celle de la planète).

Comment peut-on distinguer la catégorie et le concept ? La distinction entre ces deux entités cognitives est basée sur la différence de leurs définitions. La catégorie est une classe d'objets, alors qu'un concept est l'ensemble des conditions nécessaires et suffisantes (Ruiz-Garzón et al., 2015 ; de Oliveira et Rojas-Medar, 2004 ; Chaplin et al., 1988). Le concept est orienté par des règles, alors que la catégorie est basée sur le regroupement d'information, par exemple, la formation de vocabulaire. Quels sont les objectifs de l'utilisation du concept et de la catégorie ? Selon Francis, l'objectif de l'utilisation du concept est la compression des données, alors que celui de la catégorie est l'agrégation des données (Francis, p. 14). Par exemple, le concept d'oiseau est basé sur l'usage des règles de compression de l'information sur les caractéristiques des oiseaux, alors que la catégorie d'oiseaux n'est que l'ensemble des oiseaux dans l'état cognitif de l'individu ; que l'individu doit démarquer ou distinguer de ceux des autres catégories (ex. : mammifères ou reptiles). L'analyse des croyances épistémiques se fait au niveau des membres des

catégories et de leurs caractéristiques de distinction des autres catégories ainsi que leur correction en cas de l'inconsistance de croyances épistémiques. Si un individu acquiert de la connaissance sur les membres des catégories d'oiseaux et de mammifères, sa croyance qui est basée sur cette connaissance sera une croyance épistémique. Cependant, s'il ne distingue pas certains membres de la catégorie d'oiseaux de certains membres de la catégorie de mammifères ou de reptiles, il se peut que le manque de cette distinction ou démarcation soit à cause de la confusion de sa croyance épistémique sur les oiseaux, sur les mammifères, sur les reptiles ou sur les trois catégories.

Qu'est-ce que le concept de l'habileté de reidentifier les unités de la nature ? Selon Allen, ce concept renvoie à la description des objets ou des choses (Allen, p. 66). Selon ce concept, les notions du mammifère et de l'oiseau renvoient aux animaux comme le mammifère et l'oiseau, respectivement.

Le tableau 1.1 représente les membres de la catégorie d'oiseaux (les rangées) ainsi que les caractéristiques de leur distinction de ceux des autres catégories (les colonnes). Les mesures d'appartenance¹³ des membres de cette catégorie se trouvent dans la deuxième, la troisième, la quatrième, la cinquième et la sixième colonnes de ce tableau. Les mesures d'appartenance de leurs caractéristiques sont indiquées dans la dernière colonne à droite dans ce tableau. (Javanbakht, 2016, p. 27)¹⁴ Ce tableau ne présente pas tous les membres de cette catégorie, car la considération de

13. Voir la section 2.1.2 de la thèse pour la définition de la mesure d'appartenance ou du degré d'appartenance.

14. En considérant les autres oiseaux et leurs autres caractéristiques, leurs degrés de prototypicalité et le prototype de la catégorie d'oiseaux pourraient éventuellement changer. Cette catégorie comprend plusieurs milliers de membres. Dans le tableau 1.1, j'ai présenté 5 membres à titre d'exemple de cette catégorie. L'ensemble des membres de cette catégorie peuvent être regroupés dans 5 groupes dont les représentants se trouvent dans ce tableau, puisque les degrés d'appartenance de l'ensemble des membres de cette catégorie sont identiques ou proches de ceux des membres présentés dans ce tableau.

tous ces membres n'est pas requise pour l'analyse de leurs degrés d'appartenance à cette catégorie (Javanbakht, 2016).¹⁵ Comment peut-on considérer l'ensemble de ces membres dans cette catégorie? Pour ce faire, on utilise la mesure (ou le degré) d'appartenance, un paramètre important pour différencier l'appartenance des membres à la catégorie. Ce paramètre peut être défini à partir de la considération des valeurs égales à 0 ou 1 pour la fonction d'appartenance pour un ensemble classique A selon la théorie des ensembles flous. Si un élément (membre) appartient à l'ensemble (catégorie) A, son degré d'appartenance est égal à 1, sinon, il est égal à 0. Nous ne pouvons pas toujours être certains si un élément appartient à un ensemble ou pas. Cette incertitude est due au fait qu'il faut déterminer des limites puisque certains éléments existent entre ces limites (Idri, 2003). Les mesures d'appartenance des membres de la catégorie d'oiseaux présentées dans ce tableau montrent lequel membre appartient plus à cette catégorie par rapport aux autres membres. Ce tableau inclut cinq oiseaux (le canari A, le moineau B, la poule C, l'autruche D et l'ornithorynque E) et cinq caractéristiques des oiseaux (voler, avoir des ailes, pondre, avoir un bec et avoir un chant d'oiseau).

Selon les valeurs de degré de prototypicalité qui se trouvent dans ce tableau pour ces membres de la catégorie d'oiseaux, nous voyons que la somme des degrés de prototypicalité du canari A est plus que celles des autres oiseaux. On peut en conclure que le canari A est le prototype dans la catégorie d'oiseaux. De plus, plus qu'on descend dans ce tableau, plus la somme des degrés de prototypicalité diminue pour les autres membres de cette catégorie. L'ornithorynque E, un animal hybride avec les caractéristiques d'oiseaux, de mammifères et de reptiles. Cet

15. L'ornithorynque n'est pas un oiseau. Cependant, certains individus par erreur le considèrent dans la catégorie d'oiseaux à cause de certaines de ses caractéristiques en commun avec des oiseaux (ex. : pondre des œufs, avoir un bec, avoir des ailes). Cette considération nous intéresse dans cette thèse pour montrer numériquement comment l'individu peut confondre les catégories d'oiseaux, de mammifères et de reptiles.

Tableau 1.1: Les caractéristiques de certains membres de la catégorie d’oiseaux (les démarqueurs) et leurs mesures d’appartenance (μ)

Membres \ Caractéristiques	Voler	Avoir des ailes	Pondre	Avoir un bec	Avoir le chant d’oiseau	Mesure d’ap- partenance
le canari A	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
le moineau B	1.0	1.0	1.0	1.0	0.8	0.8
la poule C	0.0	1.0	1.0	1.0	0.4	0.6
l’autruche D	0.0	1.0	1.0	1.0	0.2	0.4
l’ornithorynque E	0.0	0.0	1.0	0.8	0.0	0.2

animal est moins typique dans la catégorie d’oiseaux que les autres membres de cette catégorie.

Par exemple, la mesure d’appartenance du canari A (le membre le plus typique de la catégorie d’oiseaux) est plus élevée que celle de l’ornithorynque E (le membre le moins typique de la catégorie d’oiseaux), ce qui veut dire que le canari A appartient plus à la catégorie d’oiseaux que l’ornithorynque E.

1.7 Les théories des catégories

Il existe plusieurs théories de catégorisation y compris entre elles la théorie des prototypes (Rosch, 1999; Rosch et al., 1977), la théorie des exemplaires (Brooks, 1978; Medin et Schaffer, 1978; Nosofsky, 1986, 1992; Hintzman, 1986), la théorie des théories des concepts (Weiskopf, p. 1) et la théorie des démarqueurs (Javanbakhht, 2016). Les trois dernières théories sont différentes de la théorie des prototypes et donnent d’autres explications pour la catégorisation.

1.7.1 Théorie des prototypes

Rosch définit la notion de prototype dans sa théorie, intitulée la théorie des prototypes dans son article "*Natural Categories*". Dans cette théorie, la notion de centralité pour les catégories est importante. Selon cette notion, certains membres d'une catégorie peuvent être de meilleurs exemples de ce qu'est un prototype. Donc, on peut dire que les prototypes sont plus centraux que les autres membres de la catégorie.

Il est important de noter qu'un prototype résume les propriétés requises pour qu'il appartienne à une catégorie. Dans son approche, Rosch considère que certaines catégories, dite les catégories de base, ont le nombre significatif des attributs en commun. C'est à cause de ces attributs que ces catégories portent plus d'information dont la cognition requiert moindre effort cognitif de l'individu. De plus, la première catégorisation se fait lors de la perception des choses. C'est dans cette catégorisation que les formes des catégories sont similaires et celles-ci sont identifiables par leurs formes. Il est important de noter que les catégories de base sont la base d'autres catégories (Rosch et al., 1976, p. 382). Les catégories ont aussi une dimension horizontale ; il s'agit d'une structure interne des catégories pour l'analyse des prototypes. Dans cette structure horizontale, la centralité devient une caractéristique importante des prototypes.

Les catégories n'ont pas le même niveau les unes par rapport aux autres. Lakoff considère que les principes dits « les principes centraux » dans le langage déterminent la centralité des catégories en liant les formes et les contenus de celles-ci (Lakoff, p. 492). Il dit :

Les catégories moins centrales sont caractérisées par ces différences minimales qui les distinguent des catégories sur lesquelles elles sont basées.[...] Les principes centraux sont utilisés pour caractériser les redondances de la manière suivante : le bien d'une catégorie non centrale qui peut être prédite

par des principes centraux de la spécification des différences minimales est redondant (Ibid).

Par exemple, on peut différencier les catégories les unes des autres en utilisant le principe de similarité des mots du langage pour désigner les caractéristiques en commun de la catégorie de couleur. Ce principe nous aide à distinguer les catégories non centrales des couleurs. Les caractéristiques de ces catégories sont plus proches les unes des autres de celles dont les caractéristiques sont moins proches les unes des autres, c'est-à-dire des catégories centrales. Par exemple, le rouge, le jaune et l'orange sont les couleurs chaudes et le bleu, le vert et le violet sont les couleurs froides. Les caractéristiques de ces premières couleurs sont plus similaires entre elles qu'elles ne le sont avec les deuxièmes couleurs. Donc, on considère les couleurs chaudes et les couleurs froides comme les (sous)catégories centrales. De plus, les différentes couleurs froides sont comme les (sous)catégories non centrales. Donc, selon la théorie des prototypes, les différences des catégories peuvent être considérées selon leur positionnement les unes par rapport aux autres. Dans cette considération, les principes centraux sont importants pour distinguer les positionnements des catégories. Si les différences entre certaines catégories sont minimales et redondantes, on pourra les considérer comme non centrales, mais secondaires dans la structure des catégories.

Dans l'exemple des couleurs donné ci-dessus, les différentes couleurs de bleu (ex. : le bleu clair et le bleu foncé) sont les catégories secondaires et non pas centrales. La raison pour cette considération est que leurs caractéristiques sont proches les unes des autres.

Selon Rosch, les attributs du monde dépendent les uns des autres lorsqu'on les combine. Ces attributs sont parfois probables, c'est-à-dire avec une probabilité considérable d'existence dans le monde. Elle soutient aussi qu'elles sont parfois avec une distribution non uniforme et parfois impossible, donc avec une probabilité

nulle d'existence. Selon Rosch, les catégories ne sont que «les objets équivalents avec les noms». De plus, une taxonomie est « un système de relation des catégories par classe ». Selon sa théorie, c'est par l'abstraction qu'une catégorie est incluse dans une taxonomie. Il s'en suit que le nombre d'abstractions est équivalent au taux d'inclusion des catégories dans les taxonomies (Rosch et al., 1976, p. 383).

Rosch soutient que au moins les limites de la plupart des catégories ne sont pas claires et distinctes. Qu'est-ce qu'elle veut dire par le mot « limite » ? Est-ce que cette limite désigne quelque chose liée à la fonction de la catégorie ? Ou est-ce qu'on peut la considérer liée à sa structure ? Selon Rosch, les groupes d'attributs des catégories pourraient être continus. Donc, c'est en considérant cette limite qu'on peut les distinguer les unes des autres. Autrement dit, les attributs pourraient être regroupés dans les groupes continus et non distincts si cette limite n'est pas claire. Par exemple, la limite entre la catégorie de l'arbre et celle de buisson n'est pas claire et distincte. Donc, on peut regrouper ces catégories dans un seul groupe.

Selon Rosch, la structure interne des catégories est le prototype» et elle correspond à leur association. Elle explique deux sources de confusion sur le prototype. La première est la définition de prototype comme « un membre de catégorie ou une structure mentale spécifique», puisqu'il n'est pas clair quel critère il faudra choisir pour considérer un membre comme prototype qui puisse aussi aider à considérer un autre comme un membre non typique. Selon Rosch, cette ambiguïté peut influencer la limite structurale de la catégorie. Est-ce que les résultats empiriques dans les sciences cognitives sur la prototypicalité des catégories et ceux des théories du traitement ont été conçus différemment ? Il est important de noter que la réponse de Rosch à la question mentionnée ci-dessus est négative. La corrélation des structures des catégories et leur usage dans le traitement des données cognitives aussi ne sont pas claires. Selon elle, la deuxième source de confusion sur la notion de prototype est liée au fait que la structure des catégories de théories

n'a pas été distinguée de celle de leur utilisation dans le traitement. Donc, Rosch considère d'abord les prototypes dans le contexte structural. C'est dans cette approche empirique qu'elle considère « les définitions opérationnelles des catégories ». Cependant, elle n'y considère pas « les hypothèses de traitement » des données. Autrement dit, avec l'expérience acquise et non pas l'hypothèse sur les données on peut considérer leur structure. Les caractéristiques des prototypes nous aident à déterminer leur lien les uns avec les autres. Par exemple, on peut considérer les positionnements des différents fruits dans la catégorie des fruits en les percevant et en obtenant de l'expérience sur les membres de cette catégorie.

Qu'est-ce que veut dire la notion de la prototypicalité d'une catégorie ? Rosch considère la prototypicalité en liaison avec le nombre d'attributs d'une catégorie qui sont partagés par les membres de la catégorie. Selon cette définition, plus grande sera la différence entre une catégorie et les autres catégories s'il y a plus d'attributs de cette première catégorie en commun avec les autres membres de la catégorie et moins d'attributs en commun avec les membres des autres catégories qui ne se regroupent pas avec la première. Dans cette définition, le membre le plus typique de la catégorie, c'est-à-dire le prototype, a moins de nombre d'attributs que les autres membres de la même catégorie. En appliquant la logique floue sur les catégories, on remarque que leur prototypicalité diminue. La raison pour cette diminution est que leur flouification entraînera la diminution du contraste de leurs attributs, c'est-à-dire la différence entre les prototypes et les autres membres de la catégorie.

Rosch soutient que les prototypes sont « les membres d'une catégorie que la plupart reflètent la structure de redondance de la catégorie dans son ensemble ». Qu'est-ce que cette redondance structurale des catégories veut dire ? Est-ce qu'on peut considérer que la définition de chaque catégorie est exacte et distincte de celle des autres ? Rosch ne l'explique pas ainsi, mais elle dit ceci :

Les catégories forment à maximiser le groupe riche en informations d'attributs dans l'environnement et, par conséquent, la validité de repère ou la ressemblance des attributs des catégories. Les prototypes de catégories apparaissent de former dans une telle manière à maximiser cette validité de repère encore plus dans des catégories (Rosch et al., 1977, p. 433).

En fait, la redondance des catégories ne peut pas être seulement structurale. Cette caractéristique peut aussi être conceptuelle. Cependant, Rosch n'en discute pas. Nous soutenons que l'inexactitude de la définition des catégories résulte en leur redondance conceptuelle. Nous verrons dans cette thèse que la logique floue est un outil approprié pour démontrer ce type de redondance. Selon Rosch, la prototypicalité détermine « la représentativité au sein d'une catégorie et le caractère distinctif de catégories contrastes. »

Rosch relie l'effet des stimuli aux effets de prototype pour les catégories artificielles. Elle dit :

Pour les catégories artificielles, seul le principe produira des effets de prototypes en fonction de la structure de l'ensemble des stimuli. Ainsi, pour réaliser des expériences pour essayer de distinguer quel principe est celui qui détermine la formation de prototype et le traitement de la catégorie semble être un exercice artificiel (Rosch, 2002, pp. 261-263).

Rosch dans son article intitulé "*Cognitive Representation of Semantic Categories*" explique la différence du niveau des catégories. Elle affirme que les catégories n'ont pas le même niveau lors de la cognition des catégories par les êtres humains. Selon elle, certains entre elles sont en primauté par rapport aux autres. Qu'est-ce que la notion du « niveau de la catégorie » veut dire ici? Cette notion concerne le positionnement d'une catégorie par rapport aux autres catégories dans leur structure verticale.

Rosch étudie la structure des catégories sémantiques en faisant des expériences sur les sujets humains pour déterminer la nature de ces catégories de niveau supérieur, selon elle, ces premières catégories sont en primauté et conçues en avance par

rapport aux autres catégories.

Selon Coleman et Kay, les catégories sémantiques sont celles qui ne désignent pas les objets physiques. De plus, la contemplation de ces catégories n'a pas toujours besoin de perception sensible (Coleman et Kay, p.27). Par exemple, la catégorie d'action est une catégorie sémantique ou nominale dont la contemplation n'a pas besoin de perception sensible des objets physiques. Cette indépendance de la contemplation de cette catégorie par rapport aux objets physiques est due au fait qu'on a tellement vu des actions liées à l'usage des objets physiques que pour la contemplation de cette catégorie, on n'a pas besoin de considérer un objet physique et sans cette considération, on sait déjà ce que les différentes actions veulent dire et on peut les regrouper dans cette catégorie. Par exemple, on regroupe les actions comme aboyer, nettoyer, etc. dans cette catégorie sans la considération des objets physiques.

Rosch analyse la structure interne des catégories avec deux modèles. Un de ces modèles considère une seule étape pour le jugement cognitif, alors que l'autre considère deux étapes pour ce jugement. Elle considère deux hypothèses pour faire l'analyse des catégories avec ces modèles. Selon sa première hypothèse, les réponses amorcées sont plus rapides que les autres si la primauté des catégories consiste à changer la recherche dans la mémoire de vérification à partir de plusieurs tâches vers une vérification simple. Par exemple, considérons que la primauté de la catégorie de fruit consiste à vérifier cette catégorie à partir de la vérification de la forme, de la comparaison de la couleur, de la détermination de la taille, etc. vers la vérification de l'odeur des fruits. Dans ce cas, les réponses aux stimuli, c'est-à-dire choisir des fruits parmi plusieurs groupes de nourritures, sont plus rapides si on vérifie seulement une de ces caractéristiques. Selon la deuxième hypothèse, la simple vérification des caractéristiques des membres d'une catégorie qui consiste

à faire une seule tâche est plus rapide que la vérification à plusieurs tâches.¹⁶

Rosch soutient que les bons membres et les membres faibles d'une catégorie sont tous physiquement identiques. De plus, la réponse rapide des individus aux stimuli en considérant les bons membres et leur réponse retardée en considérant les membres faibles est déterminée par la structure interne des catégories. Il s'en suit que les membres des catégories n'ont pas le même niveau structural dans l'état cognitif des humains. Donc, certains entre eux sont en primauté par rapport aux autres tout dépendant de la vitesse de réponse de l'individu aux stimuli en considérant ces membres de la catégorie en question (Rosch, 1975, p. 212,213).

Rosch considère une structure interne pour les catégories naturelles. Selon elle, cette structure est basée sur les relations entre les prototypes (Rosch, 1973). Elle l'affirme ainsi :

La structure interne de la catégorie est définie par les jugements de sujets à propos du degré auquel les membres s'adaptent « l'idée ou l'image » de la catégorie, puis les prototypes devraient coïncider plutôt qu'avoir le conflit avec la validité de repère. Autrement dit, si les catégories naturelles désignant les objets concrets ont la tendance à s'organiser de manière à rendre les catégories de plus discriminable l'une de l'autre, il en résulte que le maximum de la validité de repère possible des articles dans chaque catégorie sera atteinte. (Rosch et Mervis, 1975, p.575)

Par exemple, les meilleurs membres ou les prototypes de la catégorie d'oiseaux coïncideront avec la ressemblance de leurs attributs et ils rendront cette catégorie discriminable des autres catégories si les membres de cette catégorie correspondent à l'image de l'oiseau dans notre état cognitif.

Les notions de prototype et de prototypicalité que Rosch utilise dans la théorie des prototypes sont différentes l'une de l'autre. Le prototype est le membre privilégié

16. Par exemple, choisir les oiseaux parmi les différents animaux en vérifiant s'ils pondent des œufs qui nécessite une seule tâche cognitive est plus rapide qu'en comparant leurs chants, leurs becs, etc. qui nécessitent plusieurs tâches cognitives.

d'une catégorie et il est en primauté par rapport aux autres membres de la catégorie. Comme expliqué plus haut, la réponse rapide des individus aux stimuli en considérant les bons membres et leur réponse retardée en considérant les membres faibles est déterminée par la structure interne des catégories. Donc, les membres des catégories n'ont pas le même niveau structural dans l'état cognitif des êtres humains. Autrement dit, lorsqu'on considère le prototype d'une catégorie, on répond aux stimuli plus rapidement que lorsqu'on considère les autres membres de cette dernière.

Il est important de noter que le degré de prototypicalité en étant la conséquence de l'existence du prototype parmi les membres d'une catégorie, montre combien un membre est typique dans cette dernière. Plus ce degré est élevé, plus le membre est typique ou plus proche de prototype. Donc, la valeur de ce degré est plus élevée pour le prototype que pour les autres membres de la catégorie en question.

Rosch soutient que l'usage de la logique floue pour modéliser les catégories a une portée limitée du à l'aspect déductif de la logique floue (Rosch, 2011, p. 90). Comment Rosch justifie-elle cette thèse ? Elle considère que c'est à cause de l'aspect déductif de la logique floue que la modélisation des catégories comme prototypes avec cette logique n'est pas pertinente. J'ai démontré dans mon travail antérieur que cette thèse de Rosch n'est pas valable et que l'aspect déductif de cette logique est compatible avec son application dans l'analyse des catégories comme prototypes (Javanbakht, 2016).

Rosch considère le concept du degré d'appartenance pour déterminer la portée de l'application de celui-ci à l'analyse des catégories et des prototypes. Elle considère les limites des modèles flous dans la compréhension de la représentation du monde réel. Elle soutient qu'étant donné que la cognition n'est pas séparée de la perception, la compréhension perceptive du monde réel avec les modèles flous n'est pas

complètement faisable. Cependant, elle ne s'oppose pas à la possibilité de l'application de la théorie des prototypes, de la théorie des exemplaires et de la logique floue (Rosch, 2011, p.116). La première et la deuxième théorie sont basées sur les concepts conjonctifs et les concepts disjonctifs, respectivement. Donc, la logique floue incluant les notions conjonctives est mieux applicable pour la modélisation des prototypes que pour celle des exemplaires.

1.7.2 Théorie des exemplaires

La théorie des exemplaires est une autre théorie de la catégorisation. Elle est différente de la théorie des prototypes. Selon la théorie des exemplaires, les concepts se représentent par leurs membres qui leur sont des exemplaires. Au contraire, la théorie des prototypes considère qu'ils se représentent selon le processus de l'abstraction. Donc, la théorie des exemplaires nie l'usage de l'abstraction pour la catégorisation, alors que la théorie des prototypes considère ce processus cognitif (Brooks, 1978 ; Medin et Schaffer, 1978 ; Nosofsky, 1986, 1992 ; Hintzman, 1986). Donc, l'acquisition des catégories et le processus de l'apprentissage sont plus simples selon la théorie des exemplaires que selon la théorie des prototypes (Smith et Medin, p.26). De plus, la théorie des exemplaires considère l'usage des catégories disjonctives qui s'emploie par l'application des exemplaires, c'est-à-dire les instances spécifiques des catégories ou les sous-ensembles de celles-ci. Mais la théorie des prototypes ne considère pas cette application. Donc, on considère l'ensemble des propriétés des exemplaires comme les propriétés d'une catégorie dans la théorie des exemplaires. Par exemple, les propriétés de la catégorie d'oiseaux sont l'ensemble de celles de moineau et celles du Geai bleu en tant que les exemplaires de cette catégorie (Smith et Medin, pp.143-145).

Dans la théorie des exemplaires, on considère l'ensemble des individus observés

et rappelés par les gens pour la cognition d'un concept. Murphy soutient que ce n'est plus le concept, mais plutôt la catégorie qui est représentée dans notre état cognitif (Murphy, p. 49). L'acquisition du langage est facilitée par l'exposition aux données concrètes du langage. Cette exposition est basée sur la répétition de la cognition. On utilise les notions de la fréquence et de la similarité en tant que les notions de base de cette théorie.

Les humains possèdent les traces des exemplaires dans leurs mémoires. L'accumulation de cette trace fait qu'ils utilisent et abandonnent le reste des exemplaires peu à peu qu'ils disparaissent de leur mémoire (Walsh et al., p. 537,538). Une étude sur l'acquisition du langage par les enfants soutient qu'ils acquièrent des exemplaires dans la construction des mots ou des phrases. Par exemple, les enfants de 3 ans et demi ou plus âgés sont capables de construire les phrases avec la structure « sujet-verbe-objet ». Pour ce faire, ils utilisent de nouveaux verbes à partir des phrases avec les mêmes verbes au passé (Pinker et al., 1987). Une autre étude sur les enfants confirme leur utilisation des exemplaires dans les phrases qu'ils disent (Huttenlocher et al., 2002).

Selon la théorie des exemplaires, l'amorçage visuel des mots se fait selon l'application des exemplaires (Jacoby et al., 1992 ; Graf et Ryan, 1990). Elle soutient aussi que l'information visuellement spécifique est une partie intégrante des représentations des mots. Les humains les utilisent lors de la reconnaissance des mots. Cependant, cette théorie ne soutient pas que l'amorçage des mots est toujours influencé par les détails visuels (Marsolek, p. 1235, 1236). Marsolek explique que l'usage des systèmes visuels fait distinguer les exemplaires. Il l'explique ainsi :

Les différents exemplaires peuvent être associés avec des informations distinctives dans les sous-systèmes post-visuels (par exemple, les mots imprimés dans certaines polices ou les lettres qui peuvent signaler quelque chose de spécial à leur sujet, les signatures et l'écriture peuvent signaler les identités des écrivains, etc.). Par conséquent, la rétroaction interactive de sous-

systèmes post-visuels peut causer un sous-système visuel pour apprendre à distinguer les exemplaires spécifiques. (Idem, p. 1238)

Un exemplaire existe dans le monde et on compare de nouvelles occurrences avec lui, alors qu'un prototype est un modèle construit auquel on compare de nouvelles occurrences. La théorie des prototypes, au contraire de la théorie des exemplaires, ne considère pas que les entités visuelles soient liées aux instances spécifiques ou aux exemplaires, puisque selon cette première théorie, la catégorisation n'est pas basée sur l'usage des exemplaires.

1.7.3 Théorie des théories des concepts

La théorie des théories des concepts est une théorie selon laquelle on peut analyser et déterminer comment les concepts sont « structurés, acquis et déployés » dans la cognition humaine. Le terme "la théorie des théories" est utilisé pour la première fois par Adam Morton qui soutient que l'entendement de la psychologie des humains est constitué d'une théorie selon laquelle on explique le comportement humain selon ses croyances, ses intentions, ses émotions et ses autres entités cognitives. (Morton, 1980). Premack et Woodruff ont aussi expliqué l'entendement de la psychologie humaine par la possession d'une théorie (Premack et Woodruff, 1978). Pourtant, la théorie des théories des concepts va au-delà de l'acceptation de la théorie de ces auteurs et elle considère que les concepts sont liés aux théories (Weiskopf, p. 1).

La théorie des théories des concepts explique le stockage des informations statistiques des catégories, des substances, des événements ou des membres particuliers des catégories, des échantillons, etc. chez les humains. Selon cette théorie, les concepts et le processus de la catégorisation doivent être considérés comme dans les sciences. Donc, il faut les considérer comme ils sont basés sur un savoir, par exemple entre autres le savoir causal, le savoir nomologique ou le savoir fonc-

tionnel. Le savoir nomologique veut dire le savoir des lois de la nature. Le savoir fonctionnel peut expliquer les événements et les phénomènes (Murphy et Medin, 1985).

Cette théorie soutient que les concepts sont intégrés comme les entités individualisées dans les théories utilisées par les êtres humains. Autrement dit, « Les concepts sont individualisés en vertu des conclusions de leur licence basée sur leur rôle dans les théories qui les intègrent » dans la cognition humaine. (Rosch, 1999, p. 45).

On peut considérer cette théorie comme une théorie réaliste de la catégorisation, car la variété des choses qui se passent lors du développement cognitif des humains peut s'expliquer avec cette théorie en termes de principes qui se trouvent dans la théorie de la science, c'est-à-dire les principes des événements causaux ou phénoménaux. Cette considération est basée sur l'analyse des concepts individualisés par leur rôle dans les théories mentales qui gèrent la cognition humaine.

Selon la théorie des théories des concepts, la catégorisation est basée sur l'usage des théories scientifiques, alors que selon la théorie des concepts proposée par Aristote, les concepts renvoient aux objets du monde. Dans cette deuxième théorie, ce philosophe considère l'usage du sujet et du prédicat pour expliquer comment les humains considèrent les objets du monde (Blunden, 2011). La structure des concepts, selon la théorie des théories des concepts, s'explique de la même manière que dans la théorie classique des concepts. Le mécanisme selon lequel cette structure fonctionne n'est pas encore clair pour les psychologues. Cependant, ils soutiennent que les termes scientifiques se trouvent dans l'état cognitif des humains. Ceci se fait comme ce qu'explique la philosophie des sciences, par exemple dans les travaux de Sellars et Lewis (Margolis et Laurence, 1999, p. 45). Selon ces auteurs, la théorie de la science détermine et explique la signification et le

rôle des termes théoriques. Dans la théorie des théories des concepts, on considère la théorie de la science ainsi que les travaux de Piaget et Vygotsky. Ces théories expliquent le développement cognitif des humains (Weiskopf, p. 1, 2).

Un des problèmes de la théorie des théories des concepts concerne la distinction des catégories. Cette théorie n'explique pas pourquoi, quand et comment parfois les individus confondent les membres de la catégorie d'animal les uns avec les autres. Selon Laurence et Margolis, ce problème est « le problème de l'erreur et l'ignorance » dû au manque d'information représentée dans la cognition des gens. Cette théorie aussi explique l'information incorrecte sur les concepts due à leur fausse croyance sur les principes physiques. Un exemple qui correspond à ce problème est le principe des mouvements des planètes. Les individus peuvent avoir de fausses croyances sur ce principe. C'est pourquoi ils peuvent considérer des concepts selon des fausses théories qui n'ont rien à voir avec ce principe. Par exemple, si deux personnes considèrent le concept d'animal de manière différente, la première personne peut considérer qu'un animal est une entité physique. Le deuxième individu peut le considérer comme un esprit non physique puisqu'il est vivant. Dans ce cas, les croyances de ces deux personnes sur le concept d'animal sont différentes. Cependant, elles considèrent le même concept, c'est-à-dire celui de l'animal. Margolis et Laurence soutiennent que ce problème, dit « le problème de la stabilité » est le troisième problème face à la théorie des théories des concepts (Margolis et Laurence, 1999, pp. 47-49). Si on considère les catégories avec la théorie des prototypes, on n'aura pas à analyser ces problèmes, car cette théorie ne considère pas les concepts comme les théories mentales. Il s'en suit que selon cette théorie, les descriptions des concepts ne sont pas basées sur les théories de la science. Autrement dit, selon la théorie des prototypes, au contraire de la théorie des théories des concepts, la catégorisation n'est pas basée sur un savoir. Cette première théorie considère plutôt la prototypicalité des membres de la catégorie,

comme expliquée plus haut dans cette thèse. De plus, selon la théorie des théories des concepts, les concepts doivent être utilisés dans les processus similaires aux stratégies du raisonnement en sciences.

La théorie des prototypes ne considère pas que l'utilisation des concepts n'est pas basée sur ces stratégies (Murphy et Medin, 1985; Rips, 1989; Carey, 1985; Keil, 1989). Par exemple, pour définir le concept de chien selon la théorie des théories des concepts, au lieu de se baser sur les définitions du concept de chien, ou ses prototypes ou ses exemplaires, il faut utiliser le savoir sur le comportement causal des chiens. Selon la théorie des théories des concepts, les causes font apparaître le comportement de ces animaux d'une manière ou d'une autre.

1.7.4 Théorie des démarqueurs

La théorie des démarqueurs est une autre théorie de la catégorisation que j'ai proposée précédemment pour expliquer le processus de la catégorisation chez les êtres humains. Cette théorie n'est pas une variante de la théorie des prototypes, mais différente de cette deuxième (Javanbakht, 2016). Nous discuterons de ces différences dans la section 1.8 de la thèse.

La théorie des démarqueurs est basée sur l'utilisation du modèle de l'arbre, un modèle que j'ai développé et ai utilisé en sciences cognitives auparavant (voir la section 3.2). On considère trois types de caractéristiques pour les membres d'une catégorie, c'est-à-dire les démarqueurs forts (D_s), les démarqueurs faibles (D_w) et les démarqueurs marginaux (D_m) dans cette théorie. Les lettres s , w et m concernent l'appellation anglaise des démarqueurs, c'est-à-dire *strong*, *weak* et *marginal*, respectivement. L'appellation anglaise des démarqueurs sera utilisée pour éviter la répétition de la lettre f pour « fort » et « faible ». La deuxième hypothèse dans cette théorie est que les démarqueurs forts sont plus avantageux

que les deux autres types de démarqueurs, c'est-à-dire les démarqueurs faibles et les démarqueurs marginaux. La raison pour cette considération est que les démarqueurs forts font la démarcation de la plupart des membres d'une catégorie de ceux des autres catégories, alors que les démarqueurs faibles ont ce rôle de démarcation principalement en absence des démarqueurs forts et les démarqueurs marginaux en sont dépourvus.

Selon la théorie des démarqueurs un membre d'une catégorie avec plus de démarqueurs se différencie des membres d'une autre catégorie plus rapidement dans notre état cognitif. Dans ce cas, la vitesse de notre réponse aux stimuli concernant la catégorie ayant plus de démarqueurs augmente. Autrement dit, nous pouvons répondre plus rapidement aux stimuli en considérant une catégorie ayant plus de démarqueurs qu'une catégorie ayant moins de démarqueurs.

Au contraire de la théorie des prototypes, la théorie des démarqueurs ne considère pas certains membres des catégories (ou les prototypes) en primauté par rapport aux autres membres. C'est pourquoi selon cette première théorie, ces membres ne sont pas différents les uns des autres. Autrement dit, aucun des membres de la catégorie n'est plus typique que les autres de ses membres. De plus, la théorie des démarqueurs est basée sur une approche internaliste où l'analyse des caractéristiques des membres de la catégorie, c'est-à-dire l'aspect interne de la catégorie, est importante. Or, dans la théorie des prototypes, une approche externaliste est utilisée avec laquelle au lieu de l'analyse des caractéristiques, on analyse les membres de la catégorie. De plus, selon la théorie des démarqueurs, la vitesse de réponse aux stimuli est déterminée par la présence des caractéristiques de démarcation ou des démarqueurs des membres de la catégorie dont le rôle est la démarcation de cette catégorie d'une autre catégorie.

La spécificité de la théorie des démarqueurs est qu'elle permet de faire l'analyse

interne des membres des catégories. Cette caractéristique spécifique de cette théorie rend leur analyse numérique possible avec la logique formelle. Cette théorie a deux avantages par rapport à la théorie des prototypes. Premièrement, la théorie des démarqueurs explique comment une catégorie se distingue d'autres catégories. Or, cette explication manque dans la théorie des prototypes. Deuxièmement, la théorie des démarqueurs explique pourquoi et comment parfois les êtres humains confondent les catégories les unes avec les autres. Or, la théorie des prototypes est dépourvue de cette explication.

La théorie des démarqueurs ne considère pas que la catégorisation se fait selon la similarité des caractéristiques des membres de chaque catégorie. Elle considère plutôt que ce processus cognitif se fait selon leurs différences, donc selon leur démarcation. Donc, dans cette théorie, il faut considérer et analyser les facteurs de cette démarcation, c'est-à-dire les différents types de démarqueurs (les démarqueurs forts, les démarqueurs faibles et les démarqueurs marginaux).

Si plusieurs démarqueurs forts, démarqueurs faibles et démarqueurs marginaux se trouvent en même temps dans les membres d'une catégorie, on peut comparer l'effet des démarqueurs des membres de cette catégorie pour leur démarcation de ceux d'une autre catégorie. En fait, les démarqueurs forts de ces membres - en comparaison avec les démarqueurs faibles et les démarqueurs marginaux - de la catégorie en question ont plus d'effet de démarcation de ceux-ci par rapport à ceux d'une autre catégorie. Si un démarqueur fort d'un membre est absent dans d'autres membres, et si les autres démarqueurs faibles avec le même effet apparaissent dans ceux-ci, la présence des démarqueurs forts et des démarqueurs faibles dans les membres des catégories n'est pas nécessaire, mais possible. Ici, on a affaire avec l'aspect modal des caractéristiques pour la démarcation des catégories. Dans ce cas, ces caractéristiques dans les membres des catégories ne sont pas toujours fixes et statiques et on peut les considérer comme les éléments variés et dynamiques, puisqu'elles se

remplacent les unes les autres. Le remplacement des démarqueurs forts par les démarqueurs faibles, c'est-à-dire la dynamicité des démarqueurs forts-démarqueurs faibles, et le remplacement des démarqueurs faibles par les démarqueurs marginaux, c'est-à-dire celle des démarqueurs faibles-démarqueurs marginaux, sont appelés la dynamicité de démarcation ; ce qui montre le changement graduel de caractéristiques des membres des catégories et peut être formalisé par l'application de la logique floue sur le modèle de l'arbre (Javanbakht, 2016, p. 36). Puisque les démarqueurs marginaux des membres de la catégorie en question sont similaires à celles des membres d'autres catégories, elles n'ont pas le rôle de démarcation des membres de celles-ci.

La théorie des démarqueurs considère le degré variable de démarcation que des caractéristiques apportent aux membres des catégories. Dans cette théorie, les démarqueurs forts donnent aux membres d'une catégorie un degré de démarcation supérieur par rapport aux démarqueurs faibles, par rapport à ceux d'autres catégories.

Pour mieux comprendre la théorie des démarqueurs, j'ai expliqué les différences des catégories de chien et de loup au niveau des démarqueurs de leurs membres dans mon travail antérieur (Javanbakht, 2016, p. 37) Selon la théorie des démarqueurs, le degré de démarcation des membres d'une catégorie de ceux d'une autre catégorie en considérant un démarqueur fort est supérieur par rapport au cas où on considère les démarqueurs faibles.

Il se peut que dans certaines conditions, un ou plusieurs démarqueurs se perdent dans les membres de la catégorie en question. On aimerait savoir quelles sont les causes de cette perte et le changement possible de cette catégorie. On aimerait aussi savoir si la catégorie en question dans ce cas change, si cela se fait seulement sur les membres des catégories naturelles ou les membres d'autres types de caté-

gories pourraient aussi avoir une perte de démarqueurs. Il est important de savoir que la perte de démarqueurs faibles ne se fait pas seulement sur les membres des catégories naturelles, puisque les membres des catégories artificielles peuvent aussi subir des changements de démarqueurs dans notre état cognitif. On assume que dans le cas des catégories nominales, la perte de démarqueurs des membres de ces catégories fait perdre leurs catégories désignées.

En ce qui concerne l'inconsistance des croyances épistémiques avec l'analyse des démarqueurs marginaux de taille et de couleur, lorsque l'individu les considère pour le prototype de la catégorie d'oiseaux (le canari A) et qu'il ne les considère pas pour les autres membres de cette catégorie pour la distinction de celle-ci et les autres catégories (ex : les catégories de mammifères et de reptiles), ou vice-versa, ces considérations contradictoires sont dues à l'inconsistance dans ses croyances basées sur sa connaissance des oiseaux, c'est-à-dire l'inconsistance de ses croyances épistémiques. L'élimination de cette inconsistance cognitive est pertinente puisqu'elle aide à l'individu de considérer les membres de la catégorie d'oiseaux de façon appropriée. Dans ce cas, lorsqu'il ne considère pas la taille et la couleur pour la distinction du prototype de cette catégorie avec ceux des catégories indiquées, il ne considère pas ces démarqueurs pour la distinction des autres membres de ces catégories.

1.8 La comparaison des théories des catégories

Dans cette section, on considère les différences de la théorie des démarqueurs et des autres théories de la catégorisation. En fait, la théorie des démarqueurs ne considère pas l'abstraction comme le processus essentiel de la catégorisation. Donc, cette considération dans la théorie des démarqueurs est au contraire de ce qu'on considère dans la théorie classique et dans la théorie des prototypes. Selon

Locke, l'abstraction est la source de toutes les idées générales (Locke, II, p. 1). Reid soutient qu'on ne peut pas généraliser sans un certain degré d'abstraction (Reid, p. 365). Selon Russell, lors de l'abstraction, nous sélectionnons les aspects communs des choses (Russell, p. 101). Dans la théorie des démarqueurs, la considération de toutes les caractéristiques des membres d'une catégorie n'est pas requise pour les comparer et sélectionner. On considère seulement leurs démarqueurs forts afin de distinguer cette catégorie des autres catégories. C'est pourquoi selon cette théorie, nous ne comparons pas les démarqueurs dans notre état cognitif pour distinguer les catégories. Il s'en suit que nous ne procédons pas par l'abstraction pour la démarcation des catégories. Par exemple, pour distinguer qu'un animal est un chien et non pas un mouton, on considère son démarqueur fort, c'est-à-dire sa capacité d'aboyer. Donc, on n'a pas besoin de considérer ses autres caractéristiques, par exemple la forme de son museau, etc. Donc, nous considérons un seul démarqueur du membre en question de la catégorie.

Par exemple, nous pourrions considérer un chien dans la catégorie des chiens en tant qu'une catégorie naturelle. La même considération se fait aussi pour les démarqueurs forts des membres des catégories artefactes et nominales (Javnabakht, 2016, p. 38).

La théorie des démarqueurs ne considère pas que les caractéristiques en commun des catégories sont les éléments appropriés pour leur démarcation. Donc, on ne les utilise pas pour la démarcation d'une catégorie d'une autre. Cet aspect important de la théorie des démarqueurs la différencie de la théorie classique. De plus, selon la théorie des démarqueurs, la définition d'une catégorie n'est pas exacte, puisque des démarqueurs forts existent dans certains membres de la catégorie en question et ils sont absents dans certaines autres catégories dans les frontières entre les catégories où il n'y a que les démarqueurs marginaux qui n'ont pas de rôle pour la démarcation des membres d'une catégorie avec ceux d'une autre catégorie. Ceci

est une autre différence de cette théorie avec la théorie classique. Dans ce cas, la démarcation entre ces catégories ne se fait pas. C'est pourquoi on risque de les confondre.

La théorie des démarqueurs ne considère pas les bons membres de la catégorie en question, c'est-à-dire les prototypes qui sont en priorité par rapport aux autres membres de la catégorie. Selon cette théorie, ces membres ne sont pas différents les uns des autres. Autrement dit, la dynamicité de démarcation est une caractéristique à considérer selon laquelle aucun des membres de la catégorie n'est plus typique que les autres de ses membres. Par ailleurs, ce qui détermine la vitesse de réponse au stimulus est la présence des démarqueurs forts (et dans le cas de leur absence, la présence des démarqueurs faibles) dans les membres de la catégorie en question. Dans ce cas, un membre de la catégorie avec plus de démarqueurs forts et faibles se différencie des membres d'une autre catégorie plus rapidement. Par exemple, dans la catégorie d'oiseaux, bien que le moineau vole et la poule ne vole pas, le moineau n'est pas le prototype de cette catégorie, puisqu'on peut considérer qu'être domestique est le mode de vie de la poule et le moineau en est dépourvu au lieu de la capacité de voler du moineau. Il est important de considérer que le mode de vie des animaux, qui sont les membres de la catégorie "animal", est un facteur déterminant de changement de certaines de leurs capacités originelles. C'est pourquoi leurs capacités actuelles ne sont pas les facteurs déterminants pour considérer leur primauté les uns par rapport aux autres. Par ailleurs, la théorie des démarqueurs rejette cette idée que la catégorisation se fait selon la considération des exemplaires. Il est important de noter que la théorie des exemplaires n'explique pas comment les instances des concepts qui ne sont pas leurs exemplaires se considèrent aussi dans la même catégorie. Cette différence de ces deux théories est aussi importante à être considérée.

Bien que la théorie des démarqueurs ne considère pas que les sciences n'aident

pas à décrire la catégorisation et donc, elle ne s'oppose pas aux théories de la théorie des concepts, au contraire de ces théories, elle ne considère pas que les sciences peuvent expliquer tous les événements et les phénomènes. Selon cette première théorie, les sciences ne peuvent pas expliquer la catégorisation de toutes les catégories si elles ne considèrent pas les démarqueurs forts et les démarqueurs faibles dans les membres de chaque catégorie en question.

Nous ne considérons pas la théorie des exemplaires et la théorie des théories des concepts pour étudier l'inconsistance des croyances épistémiques, puisque ces théories n'ont pas été utilisées auparavant pour étudier l'inconsistance de ces croyances. La théorie des prototypes n'est pas explicative pour clarifier ce problème cognitif des humains. Cependant, elle explique la différence des membres des catégories. Donc, elle sera traitée en considérant l'explication de la confusion des catégories à partir de l'inconsistance des croyances épistémiques en utilisant la théorie des démarqueurs sur le modèle de l'arbre (Javanbakht, 2016).

1.9 La confusion des catégories

La confusion des catégories est un problème cognitif qui concerne la situation dans laquelle l'individu confond les catégories et il ne peut pas les distinguer correctement. Ce problème cognitif a été expliqué par plusieurs chercheurs y compris entre autres Husserl, Clam, Missonier, Pachoud et Mounoud (O'Connor, 2012, pp. 235, 236, 238 ; Clam, 2004, p. 77 ; Missonier, 2007, pp. 35,39 ; Pachoud, 2012, p. 263 ; Mounoud, 2014, p. 354).

Husserl utilise le terme métabase, qui s'étend aux confusions de catégories dans les arguments. La confusion des catégories peut également se produire lorsque les individus se trompent lors de changement d'arguments. En fait, pour Husserl, le non-sens (*Unsinn*) et le contre-sens ou l'absurdité (*Widersinn*) sont produits en

raison de combinaisons inadmissibles de catégories (O'Connor, 2012, pp. 235, 236, 238).

Clam soutient que la confusion de certaines catégories concerne la socialisation des individus. En ce sens, il dit que « la socialisation met en panne les grandes corrélations intuitives entre mérite et récompense, effort et salaire, acquis et jouissance. Ces corrélations, fondatrices de l'idée même de privauté (comme emprise exclusive d'une personne sur un bien) subsistent encore sur le marché des biens privés, en dépit de la pénétration accrue de celui-ci par la confusion des catégories de l'utilité. » (Clam, 2004, p. 77)

Missonier explique que la confusion de certaines catégories est liée à l'insistance sur le continuum des traitements psychanalytiques. Selon lui, ce problème se manifeste en faisant la disparition des différences et la considération de la continuité entre le conscient (le conscient implicite, l'inconscient cognitif, le subconscient), le préconscient et l'inconscient. Il ajoute que « croire ou non que la défense d'un tel continuum est inévitablement synonyme de confusion des catégories conceptuelles psychanalytiques représente une ligne de démarcation importante. » (Missonier, 2007, pp. 35,39) Pachoud explique les notions médicales de guérison ou de rémission qui désignent des modalités évolutives de la maladie cognitive et la notion de rétablissement caractérise le devenir de la personne. Il analyse les ressources théoriques pour voir un facteur de soutien au processus de rétablissement des patients. Dans ce contexte, il y avait « le rétablissement à des conceptions et des pratiques non seulement normatives, mais « normalisantes », conduisant à « rabattre » la dimension éthique sur la dimension médicale, au prix d'une confusion des catégories ». En fait, il y avait le problème de la confusion des catégories éthiques utilisées dans l'histoire de la philosophie morale assimilées aux catégories médicales (Pachoud, 2012, p. 263).

Mounoud explique le problème de la confusion des catégories en relation avec les changements sociaux. Il explique que ce problème concernant la confusion des catégories de la nature et de la culture est intervenu dans le monde de l'entreprise et la gestion au cours du développement des mouvements sociaux. En fait, certains individus confondaient ces catégories. Donc, il y avait la confusion entre nature et culture qui était en cause. Les individus confondaient ces catégories et ne pouvaient pas distinguer si c'était la main invisible, c'est-à-dire une cause naturelle, qui régnait sur le marché ou la main visible, c'est-à-dire des gestionnaires des entreprises qui n'obéissaient pas aux lois de la nature concernant la destruction de l'environnement, par exemple, les rivières, les animaux, etc. (Mounoud, 2014, p. 354).

Dans cette thèse, nous verrons le formalisme des catégories pour la modélisation et le traitement informatique de l'inconsistance des croyances épistémiques due à la confusion des catégories.

1.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu les caractéristiques des croyances épistémiques ainsi que la provenance de leur inconsistance chez l'individu. Nous avons aussi vu les différentes théories des catégories et leurs explications de la catégorisation en tant que processus cognitif. J'ai expliqué que l'inconsistance de ces croyances est une notion importante qu'il faut analyser et modéliser au niveau des catégories en utilisant une des théories des catégories qui est appropriée pour l'analyse et la détection de ce problème cognitif. Dans la suite de la thèse, nous verrons comment l'application de la logique formelle nous sert à formaliser l'inconsistance des croyances épistémiques pour les utiliser ensuite dans la modélisation de ces croyances afin de les appliquer en informatique cognitive.

CHAPITRE II

LOGIQUE FLOUE POUR LA FORMALISATION DES CROYANCES ÉPISTÉMIQUES

2.1 Les principes de la logique floue

La logique floue est une logique non classique dont l'approche est basée sur la théorie des ensembles flous. Dans cette théorie, on peut modéliser les degrés variables d'appartenance des éléments aux ensembles ainsi que les incertitudes. Il faut noter que la logique classique et la théorie des ensembles classiques ne traitent pas ces incertitudes. Il s'en suit que « la logique floue a plusieurs avantages par rapport à la logique classique en intelligence artificielle lorsqu'une déclaration vraie/fausse simple n'est pas suffisante » (Muka et al., 2017; Lakshmipriya et Sruthi, 2019; Uraon et Kumar, 2016). La cognition humaine génère les concepts flous et la logique floue est donc plus appropriée que la logique classique pour formaliser les processus cognitifs. Par ailleurs, la logique floue est plus intuitive et plus flexible et elle est tolérante aux données imprécises (Muka et al., 2017; Lakshmipriya, C.U. et Sruthi, M., 2019). Il est important de savoir que puisque les applications de la logique floue sont très vastes et ce n'est pas l'objectif de cette thèse de faire le survol de toutes ces applications, nous verrons les applications de cette logique pour la modélisation de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir des catégories.

Lotfi A. Zadeh a introduit et a développé la théorie des sous-ensembles flous et la logique floue en 1965 (Zadeh, 1965; Zadeh, 1973).

La définition de la fonction d'appartenance pour un ensemble classique A dans la théorie des ensembles flous s'écrit de la manière suivante :

$$\mu_A(X) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \in A \\ 0, & \text{si } x \notin A \end{cases} \quad (2.1)$$

Selon la relation ci-dessus, si l'élément x appartient à l'ensemble A, son degré d'appartenance est égal à 1, sinon, il est égal à 0. Nous ne pouvons pas toujours être certains si un élément appartient à un ensemble ou pas. Cette incertitude est due au fait qu'il faut déterminer des limites puisque certains éléments existent entre ces limites (Idri, 2003).

Le degré d'appartenance flou a été utilisé pour la prise de décision basée sur les croyances épistémiques et les incertitudes épistémiques peuvent être analysées avec ce paramètre de la logique floue (Li et al., 2013, p. 16; Ali et Dutta, 2012, pp. 46-49).

L'univers du discours ou l'ensemble de références dans la théorie des ensembles flous veut dire que pour un contexte donné, les éléments qui sont en relation avec ce contexte se trouvent dans un ensemble référentiel (Godjevac, 1999). Par exemple, on peut décrire la variable "taille" par les mots "grand", "très grand", "petit", "très petit", etc. Chacun de ces mots est pourvu d'une fonction d'appartenance. L'univers du discours inclut l'ensemble des valeurs que cette variable peut avoir.

2.1.1 Définition d'un ensemble flou

La formalisation des catégories avec la logique floue se fait en les considérant comme des ensembles floues. Dans cette formalisation, chacun des membres de la catégorie se considère comme le membre de l'ensemble flou et les degrés d'appartenance des membres de l'ensemble flou s'appliquent aux membres de la catégorie (Javanbakht, 2016). Puisque dans cette thèse, l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques se fait avec la formalisation des catégories, attardons-nous à voir la définition d'un ensemble flou.

Il est important de noter que chaque catégorie peut être considérée comme un ensemble flou (Erdem et Tari, 2010, p. 2027 ; Gouvard, 2020, p. 40 ; Cai et al., 2005, p. 239 ; Vidaillet, 2001, p. 206). La comparaison de la définition de l'ensemble flou présentée ici est pertinente pour la thèse, puisque c'est la troisième définition, c'est-à-dire la considération de la variation de la fonction caractéristique de l'ensemble flou qui détermine quels membres appartiennent à l'ensemble et quels membres n'appartiennent pas, sera utilisée dans la thèse selon les valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie en question (la catégorie d'oiseaux).

La définition d'un ensemble flou X peut s'obtenir avec trois méthodes (Zimmermann, 1985) : 1. La nomenclature des membres peut aider à définir un ensemble flou. Par exemple, la définition extensionnelle de l'ensemble X avec les membres a_1, a_2, \dots, a_n s'écrit ainsi :

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\} \quad (2.2)$$

2. La propriété qui satisfait les membres d'un ensemble flou aide à définir la définition intentionnelle de l'ensemble.

$$A = \{x|P(x)\} \quad (2.3)$$

3. Une fonction dite la fonction caractéristique sert à définir un ensemble flou. Cette fonction détermine quels éléments sont les membres de l'ensemble. Il peut aussi servir à déterminer quels éléments ne les sont pas.

$$\chi_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{pour } x \in A \\ 0 & \text{pour } x \notin A \end{cases} \quad (2.4)$$

2.1.2 Fonction d'appartenance

Une fonction d'appartenance ($\mu(X)$) est une fonction représentée en courbe dont les points se trouvent dans l'univers du discours. Les valeurs d'appartenance de cette fonction peuvent varier entre 0 et 1. Autrement dit, les degrés d'appartenance, dits aussi les mesures d'appartenance, sont soit 0, soit entre 0 et 1, soit 1. L'appartenance mesurée par la valeur ($\mu(X)$) est le degré avec lequel un élément x appartient à l'ensemble A .

Trois classes de fonctions d'appartenance existent : symétriques, régulièrement distribuées ou distribuées de manière non uniforme (Godjevac, 1999) ayant différentes formes (Godjevac, 1999 ; Tamrabet, 2010).

2.1.3 Opérateurs de la logique floue

Les opérateurs de la logique floue servent à combiner les prédicats et leurs fonctions d'appartenance. Trois opérateurs de base sont pour les opérations suivantes : la conjonction (ET), la disjonction (OU) et la négation. Les opérateurs ET et OU correspondent aux opérateurs arithmétiques de produit et de somme, respectivement. On obtient les opérateurs ET flou et Ou flou avec la combinaison de l'opérateur minimum, l'opérateur maximum et la moyenne arithmétique. La défi-

inition de l'opérateur ET flou est ainsi (Tamrabet, p. 36) :

$$\mu_E(z) = \mu_{A \cap B}(z) = \beta \min[\mu_A(x), \mu_B(y)] + [(1 - \beta)/2][\mu_A(x) + \mu_B(y)] \quad (2.5)$$

La définition de l'opérateur OU flou est ainsi (Tamrabet, p. 36) :

$$\mu_O(z) = \mu_{A \cup B}(z) = \beta \max[\mu_A(x), \mu_B(y)] + [(1 - \beta)/2][\mu_A(x) + \mu_B(y)] \quad (2.6)$$

2.1.4 Applications de la logique floue pour la formalisation des catégories

Plusieurs applications de la logique floue ont été faites ces dernières années pour la formalisation des catégories. Une étude a été conçue pour identifier différents styles de catégorisation des informations numériques personnelles. Cette enquête était basée sur l'analyse du paysage mental des catégorisants. Trois types différents de catégorisants ont été étudiés : 1. catégorisants rigides, 2. catégorisants flous et 3. catégorisants flexibles. On peut fournir l'explication sur l'organisation des informations personnelles qui peut être faite différemment avec différentes tendances dans le développement et le maintien des structures organisationnelles.

La connaissance de la catégorisation, de la gestion des informations personnelles et du comportement de l'information pourrait également être analysée plus en détail. Le développement de systèmes qui prennent en charge une catégorisation efficace des informations numériques personnelles peut conduire à une meilleure compréhension des différents types de catégorisation des informations numériques personnelles (Oh, 2017). Dans une autre enquête, une approche du paradigme flou a été utilisée pour le processus cognitif de catégorisation. Dans cette étude, il a été montré que ce paradigme est une alternative utile au hasard pour gérer l'incertitude. Comme de nombreuses expériences, événements et processus ne sont pas déterministes dans des situations du monde réel, la démonstration de l'incertitude

en tant que composante naturelle et importante des systèmes humains, sociaux et techniques devrait être prise en compte dans de telles applications. Les auteurs ont démontré que la catégorisation traitant de l'incertitude floue est une approche utile pour l'analyse de ce processus cognitif (Varachiu et Varachiu, 2002). Bien que cette étude vise à démontrer la puissance de la logique floue pour cette analyse, la formalisation des catégories compte tenu de leur confusion pouvant entraîner des troubles cognitifs n'a pas été formalisée avec cette logique.

Dans un autre développement, j'ai utilisé cette logique pour la formalisation des membres de la catégorie et de leurs caractéristiques de démarcation, appelés les démarqueurs sur un nouveau modèle, c'est-à-dire le modèle de l'arbre. Cette formalisation a rendu possible le calcul de la probabilité de croisement des catégories (Javanbakht, 2020).

La théorie des ensembles flous peut être utilisée efficacement pour gérer l'ambiguïté et l'imprécision des données dans les problèmes d'unités de prise de décision. Les variables à analyser sont considérées comme floues en plus des données d'entrée et de sortie. Les efficacités floues sont mesurées avec des constantes floues et des variables avec des modèles. De plus, des cibles d'entrée et de sortie floues sont calculées pour améliorer l'inefficacité de ces unités (Hatami-Marbini et al., 2017).

Pour analyser la confusion des catégories, nous aurions besoin d'obtenir une formule qui est requise pour la modélisation de la confusion des catégories. Pour ce faire, on utilise l'opérateur de la disjonction de Łukasiewicz (S-norme) pour la catégorie d'oiseaux. La formule de cette disjonction est la suivante :

$$S_{Luk}(a, b) = \{\min a + b, 1\} \quad (2.7)$$

Selon cette formule, pour faire cette disjonction entre deux paramètres, il faut considérer la somme de leurs valeurs. Si cette dernière est plus grande que 1, il

faut considérer la valeur de 1. Si elle est moins grande que 1, il faut la considérer.

On peut l'interpréter pour l'analyse de la démarcation des membres des catégories de la manière suivante : pour le canari, étant donné qu'il est un oiseau et non pas un mammifère, on aura les degrés d'appartenance égaux à 1 et 0 pour son appartenance à la catégorie d'oiseaux et à la catégorie de mammifère, respectivement. Donc, la disjonction de ces deux degrés d'appartenance donnera une valeur maximale égale à 1, puisque la somme de ces valeurs d'appartenances est égal à 1 et en comparaison avec la valeur de 1 en tant que la valeur comparative selon la formule de S-norme, on considère 1 comme la valeur de leur S-norme.

Pour l'ornithorynque, étant donné qu'il a certaines caractéristiques des oiseaux (il a un bec et il pond des œufs, comme indiqué dans le tableau 1.1 dans la section 1.6)) et qu'il est un mammifère (il allaite son nourrisson et donc, il a une caractéristique des mammifères), on aura les degrés d'appartenance égaux à 0.5 ($0.25 \cdot 2$) et 0.25 pour son appartenance à la catégorie d'oiseaux et à la catégorie de mammifères, respectivement (il se déplace sur sa poitrine et donc, il a une caractéristique des reptiles avec le degré d'appartenance de 0.25 à la catégorie des reptiles). La disjonction de Łukasiewicz (S-norme) de ces deux valeurs d'appartenance donnera une valeur égale à la somme des valeurs des degrés d'appartenance, si elle est inférieure à 1, sinon 1. Donc, la valeur de S-norme sera 0.75, puisque la somme de leurs valeurs d'appartenance de à ces deux catégories d'oiseaux et de mammifère sera 0.75 (car $0.5 + 0.25 = 0.75$). 0.75 est inférieur à 1 et donc, la valeur minimale de la comparaison de 0.75 et 1 sera égale à 0.75.¹

1. On utilise la disjonction de Łukasiewicz plutôt que les autres disjonctions, car la valeur maximale des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux qu'on analyse est 1.0 et la valeur maximale qu'on peut obtenir avec cette disjonction est aussi 1.0. Les autres opérateurs logiques, par exemple la disjonction dans la logique de Mamdani et la logique de Larsen qui cherchent la valeur minimale de deux entités et leur produit, respectivement, ne permettent pas d'obtenir la valeur maximale de 1.0 (Javanbakht, 2016, p. 66).

Il est important de noter qu'on ne prend pas en considération la valeur de l'appartenance de l'ornithorynque à la catégorie de reptiles lorsqu'on calcule la S-norme pour son analyse dans les catégories d'oiseaux et de mammifères, car on considère la probabilité du croisement de deux catégories dans la version la plus simple du modèle de l'arbre. Cela est conforme avec la cognition humaine, car souvent nous considérons les membres de chaque catégorie en comparaison avec une seule autre catégorie dans la vie quotidienne.

Si l'individu considère ces valeurs², on constate la complétude ou la consistance de ses croyances épistémiques, sinon, l'incomplétude ou l'inconsistance de ces dernières.³

L'utilisation de l'opérateur de la disjonction floue avec le package *skfuzzy* a été requise dans mon logiciel (voir la section B de l'annexe).

Dans l'opérateur de la disjonction floue, il faut considérer les membres quelconques de la catégorie. Donc, on aura la disjonction des membres i et j (m_i et m_j) de la

2. Il est important de noter que les valeurs de ces démarqueurs sont différentes de celles qui sont indiquées dans le tableau 1.1 (voir la section 1.6), puisque les degrés d'appartenance dans ce tableau sont comparatifs parmi les membres de la catégorie d'oiseaux, alors que dans l'exemple ici, on les considère dans la comparaison de deux catégories d'oiseaux et de mammifères et il faut donc prendre en compte de nombre de démarqueurs de chacun des membres de la catégorie d'oiseaux (dans l'analyse ici, le canari A et l'ornithorynque E) dont la valeur du degré d'appartenance dans le tableau 1.1 est non zéro.

3. Il se peut que l'individu considère correctement l'importance de l'addition des caractéristiques de démarcation des membres de la catégorie en question, mais qu'il n'ait pas assez de connaissance à propos d'un membre de la catégorie. Dans ce cas, son problème cognitif ne sera pas l'inconsistance de sa croyance épistémique, mais elle sera sa connaissance incomplète au niveau de la catégorie. Pour résoudre le problème de la connaissance épistémique incomplète de l'individu, il faut lui donner des informations sur les membres de la catégorie en question et sur leurs démarqueurs. Dans ce cas, on peut conclure que s'il ne peut pas distinguer les poids de leur importance, cela est dû au problème de l'inconsistance de ses croyances épistémiques. Puisqu'il se peut que les individus n'aient pas de connaissance sur la logique floue, donc il n'est pas requis de leur donner l'information sur la disjonction floue. Cependant, il est important de leur expliquer qu'il faut considérer la valeur minimale de la somme des poids (les valeurs qu'ils considèrent pour attribuer) des membres de la catégorie en question.

catégorie, c'est-à-dire les membres quelconques de la catégorie au lieu de seulement la disjonction des membres adjacents (m_1 et m_2) de la catégorie et on aura la disjonction du démarqueur fort (D_s) et n'importe quel démarqueur faible (D_{wi}) de la catégorie.

Dans le chapitre 5 de la thèse, j'explique comment j'utilise l'opérateur de la disjonction floue avec l'algorithme TOPSIS dans mon logiciel pour déterminer si l'individu confond les catégories (ex : la catégorie d'oiseaux et de mammifères) ou pas. La méthode TOPSIS est une méthode de la prise de décision capable de l'analyse des données inconsistantes selon la détermination numérique des solutions idéales positive et négative et la distance des données par rapport à ces solutions (Chen et al., 2011 ; Oliveira et al., 2021).

2.2 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu les principes de la logique floue. Nous avons aussi vu que cette logique est un outil puissant pour le formalisme des croyances épistémiques à partir des catégories. Les concepts importants de cette logique entre autres ceux du degré d'appartenance et de la disjonction floue ont été présentés. Il est important de noter que c'est la première fois que la formalisation des catégories à partir de leurs démarqueurs se fait pour la modélisation de l'inconsistance des croyances épistémiques et pour cette modélisation, comme expliquée plus haut dans ce chapitre, cette logique est requise pour que la disjonction des membres de la catégorie en question ainsi que celle de ses démarqueurs soient conformes à ce qui se passe réellement dans la cognition humaine.

CHAPITRE III

MODÉLISATION DE L'INCONSISTANCE DES CROYANCES ÉPISTÉMIQUES

3.1 Méthodologie de la modélisation de l'inconsistance des croyances épistémiques

Dans cette section, la méthodologie de cette thèse de doctorat en informatique cognitive sera présentée. Cette méthodologie comprend les méthodes de la modélisation des entités cognitives notamment pour la modélisation des catégories. Nous verrons dans ce chapitre les différents modèles pour les comparer afin de déterminer lequel est approprié pour la modélisation des croyances épistémiques à partir de ses caractéristiques. Pour ce faire, la comparaison des différents modèles et l'explication de leurs avantages et inconvénients pour la modélisation de l'inconsistance des croyances épistémiques seront présentées.

Les méthodes de la modélisation de la confusion des catégories doivent avoir plusieurs caractéristiques pour être considérées comme appropriées pour cette modélisation. Un modèle est le modèle de l'arbre dans la section 3.2 de la thèse. Ce modèle doit être simple, adaptatif aux sciences cognitives et explicatif. J'entends par « le modèle adaptatif aux sciences cognitives » un modèle qui soit conforme aux caractéristiques à la cognition humaine, c'est-à-dire un modèle qui aide à démontrer l'origine et la cause du problème cognitif au niveau de la confusion des

catégories chez les êtres humains.

Voici les caractéristiques du modèle de l'arbre qui sont conformes avec la cognition humaine : 1. Ce modèle considère l'utilisation des catégories en tant que les entités requises pour le processus de la catégorisation. Dans ce modèle, chaque catégorie est représentée comme un arbre. Cette considération de la catégorie est conforme à la cognition humaine puisque dans les sciences cognitives, chaque catégorie est une entité requise pour la catégorisation (Hampton, 1998, p. 139 ; Petkov et Petrova, 2019, p. 2). 2. Ce modèle considère que les membres de la catégorie en question ont des caractéristiques propres à eux-mêmes. Cette considération des caractéristiques des membres de la catégorie est conforme à la cognition humaine puisque dans les sciences cognitives, on considère les caractéristiques ou les propriétés intrinsèques qui appartiennent à la catégorie (Markman et Stilwell, 2001, p. 337 ; Petkov et Petrova, 2019). 3. Ce modèle considère que chaque catégorie est un ensemble flou ayant des objets ou des membres qui lui appartiennent. Cette considération de la catégorie et de ses membres est conforme à la cognition humaine puisque dans les sciences cognitives, chaque catégorie peut être considérée comme un ensemble flou comprenant des objets ou des membres qui lui appartiennent (Erdem et Tari, 2010, p. 2027 ; Gouvard, 2020, p. 40 ; Vidaillet, 2001, p. 206). 4. Ce modèle explique comment, pourquoi et quand la confusion de deux catégories se manifeste dans la cognition humaine (la confusion des démarqueurs marginaux des catégories en question). Cette considération de la catégorie et de ses membres est conforme à la cognition humaine puisque dans les sciences cognitives, la confusion des catégories est un phénomène bien connu (O'Connor, 2012, pp. 235, 236, 238 ; Clam, 2004, p. 77 ; Missonier, 2007, pp. 35,39 ; Pachoud, 2012, p. 263 ; Mounoud, 2014, p. 354). Ce modèle s'inscrit dans le courant des modèles de l'arborescence, mais il est différent de ces modèles utilisés en informatique.

3.2 Le modèle de l'arbre

Le modèle de l'arbre se trouve dans le courant de recherche qui a été fait sur les modèles ayant l'arborescence comme des caractéristiques structurales principales. Les modèles de l'arborescence ont été utilisés auparavant pour la modélisation. L'aspect en commun de ces modèles présentés par Stafford¹ et Duhamel² est qu'ils ont eu des branchements dans leurs structures incluant des paramètres.

Cependant, aucun de ces modèles n'a eu la représentation d'un arbre ayant des branchements à deux côtés. Autrement dit, les branchements à deux côtés du tronc de l'arbre n'ont pas été considérés dans ces modèles. Cependant, cette considération est nécessaire pour l'analyse du croisement des catégories qui donne l'information sur la confusion de ces dernières, comme représentée et analysée avec le modèle de l'arbre (voir les analyses avec la considération des branchements à deux côtés de l'arbre dans cette section)

De plus, la longueur des branches dans le modèle de l'arbre augmente à partir de la première paire de branches attachées au tronc dans les autres paires de branches vers le bas du tronc, comme ce qu'on voit dans un sapin, alors que dans ces modèles, la longueur des paires de branches n'augmente pas tout au long du tronc du haut vers le bas bien que cette caractéristique est nécessaire pour la modélisation de la catégorie en considérant son prototype et ses autres membres, car selon la théorie des prototypes, ce membre privilégié de la catégorie a besoin de moins de caractéristiques que les autres membres pour que les humains puissent le distinguer en tant que membre de cette dernière. Donc, les branches plus courtes sont requises pour le premier membre de la catégorie en haut du tronc de l'arbre

1. Voir les modèles de l'arborescence dans Stafford, pp. 63-71, 2008.

2. Voir les modèles de l'arborescence dans Duhamel et al., pp. 34-47, 2008.

et la longueur des branches doit augmenter lorsqu'on s'éloigne du prototype sur le tronc vers le bas du tronc en s'approchant des autres membres dont les degrés d'appartenance à la catégorie sont moins élevés que celui du prototype. Cette caractéristique est considérée dans le modèle de l'arbre au contraire des autres modèles de l'arborescence. Par ailleurs, ces modèles n'ont pas été utilisés pour la modélisation des croyances épistémiques, car ils n'ont pas considéré les démarqueurs pour l'analyse de la structure interne des catégories.³ Donc, j'ai proposé un nouveau modèle que j'ai appelé « le modèle de l'arbre » pour modéliser les entités cognitives y compris entre autres les catégories.⁴ Les catégories et leurs démarqueurs n'ont pas été modélisés sur les modèles de arborescence auparavant. Ces caractéristiques du modèle de l'arbre le rendent différent des autres modèles de l'arborescence qui ont été proposés auparavant (Stafford, 2008, pp. 63-71 ; Duhamel et al., 2008, pp. 34-47).

La figure 3.1 présente des exemples des structures de l'arborescence (Stafford, 2008, p. 63).

Le modèle de l'arbre peut aussi être utilisé pour la modélisation de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'évaluation des membres des catégories et de leurs démarqueurs tel que j'expliquerai dans cette thèse. Ce modèle n'a pas besoin de faire entrer des biais qui concernent les jugements des individus ni les variables aléatoires. En plus, la confusion des catégories au niveau de leur croisement est démontrable sur ce modèle avec le calcul de la probabilité de croisement des catégories.

Lorsqu'on modélise les catégories avec la logique floue, chaque catégorie est consi-

3. On trouve aussi les défauts expliqués ici dans les modèles d'attributs/valeurs (voir Barcus et Montibeller, 2008 ; Batra et al., 2018).

4. Voir Javanbakht, pp. 70-99, 2016.

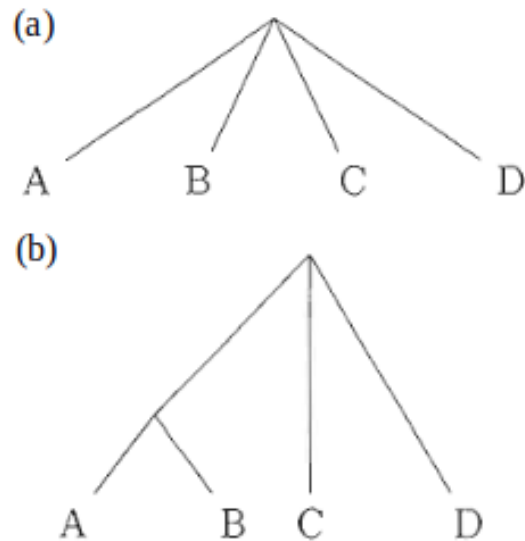


Figure 3.1: Les structures de arborescence

dérée comme un ensemble flou et elle se représente comme un arbre. Le nom de la catégorie se trouve dans la racine. On met les membres de la catégorie et leurs caractéristiques de démarcation dites les démarqueurs dans le tronc et les branches de l'arbre, respectivement.

Il faut trouver les démarqueurs de chaque membre de la catégorie qui se trouvent sur la branche qui lui correspondent pour comparer les branches des arbres. Le prototype de la catégorie en question se trouve au début du tronc de l'arbre puisque selon la théorie de Rosch, le degré de (proto)typicalité (D_t) du prototype est plus élevé que ceux des autres membres de la même catégorie.

Dans le modèle de l'arbre, puisque chaque membre de la catégorie en question se trouve à la jonction des branches de droite et de gauche sur le tronc de l'arbre, le nombre des branches de l'arbre est égal au nombre des membres de la catégorie. Cependant, on peut présenter et analyser quelques membres au lieu de l'ensemble des membres de la catégorie avec ce modèle pour que l'arbre ne soit pas gigantesque. Puisque les caractéristiques de démarcation ou les démarqueurs de chacun

des membres de la catégorie se trouvent sur les branches de l'arbre, la longueur de chaque branche est déterminée par le nombre de ces caractéristiques de chaque membre de la catégorie. Dans ce modèle, la longueur des branches de l'arbre est moins en haut du tronc que dans les autres branches au milieu et en bas du tronc. On peut justifier le positionnement du prototype en haut du tronc de l'arbre des catégories avec le nombre moins élevé des caractéristiques du prototype d'une catégorie, selon la théorie des prototypes de Rosch, par rapport à celui des autres membres de la catégorie. Autrement dit, chaque élément ou membre de la catégorie dans ce modèle est représenté par l'ensemble de ses caractéristiques, ou démarqueurs.

Dans le modèle de l'arbre, puisque le membre dont le degré d'appartenance à la catégorie est le plus élevé se trouve en haut sur le tronc de l'arbre, on le considère comme le premier membre (m_1). Ensuite, on considère le membre suivant, c'est-à-dire le deuxième membre (m_2) dont le degré d'appartenance est inférieur à celui du premier membre et ainsi de suite. Donc, le dernier membre en bas sur le tronc de l'arbre a le moindre degré d'appartenance à la catégorie.

Les croyances épistémiques et les croyances non épistémiques n'ont pas été représentées dans la version précédente du modèle de l'arbre (Javanbakht, 2016). J'ai introduit et ai utilisé ce modèle pour la présentation des catégories, de leurs membres et de leurs caractéristiques. Par exemple, on considère la catégorie d'oiseaux dont les membres se trouvent sur le tronc d'un arbre et la catégorie de mammifères dont les membres se trouvent sur le tronc d'un autre arbre adjacent au premier arbre (Javanbakht, 2016).

On peut considérer aussi ce modèle pour la représentation des croyances épistémiques et non épistémiques. Il est important de noter que l'individu utilise les catégories pour représenter ses croyances épistémiques dans son état cognitif. Au-

trement dit, tant qu'il n'utilise pas de catégorie, il ne peut avoir la connaissance ni la croyance basée sur la connaissance, c'est-à-dire la croyance épistémique. En fait, si l'individu ne distingue pas du tout les catégories, il ne sera pas en mesure d'utiliser correctement ses croyances épistémiques. Autrement dit, en cas de problème cognitif au niveau de la consistance des catégories, l'individu les confondra et sa croyance ne sera pas basée sur une connaissance vraie. Donc il aura une croyance épistémique, mais fautive. Cependant, il se peut qu'il confonde les catégories au niveau de certains de leurs membres. Le modèle de l'arbre s'utilise pour le calcul de la probabilité de croisement des catégories (Javanbakht, 2016).

Ce modèle peut aussi être utilisé pour le calcul de la probabilité de croisement des croyances épistémiques et non épistémiques en considérant chaque catégorie de croyances de l'individu comme un arbre. Des croyances épistémiques comme des membres d'une catégorie se trouvent sur le tronc du premier arbre, leurs caractéristiques, par exemple, d'être basée sur la connaissance, avoir de la possibilité de la vérification se trouvent sur les branches du premier arbre. Des croyances non épistémiques comme des membres d'une catégorie se trouvent sur le tronc du deuxième arbre, leurs caractéristiques, par exemple, de ne pas être basée sur la connaissance, ne pas avoir la possibilité de la vérification, se trouvent sur les branches de l'arbre.

La figure 3.2 montre le modèle de l'arbre et la figure 3.3 représente le croisement de deux ou trois arbres comme deux ou trois catégories dans le modèle de l'arbre. Il est important de noter que le milieu entre les arbres correspond à la région où les caractéristiques des membres de deux catégories (par exemple celles des catégories d'oiseaux et de mammifères) pourraient se croiser. On peut considérer chaque catégorie en tant qu'un ensemble flou incluant deux sous-ensembles flous : un ensemble flou vertical des membres de la catégorie sur le tronc de l'arbre et un ensemble flou des caractéristiques de chacun des membres de la catégorie sur chaque

branche de l'arbre. Ce modèle est un modèle explicatif pour les sciences cognitives où à partir des calculs numériques on pourrait expliquer pourquoi certaines personnes confondent les catégories alors que certaines autres n'ont pas de problème avec la confusion de ces dernières. En fait, les démarqueurs et leurs nombres qui influencent la considération des catégories pourraient être conçus différemment par les différentes personnes selon leurs modes de vie et leurs expériences. Selon le modèle de l'arbre, il se peut qu'une personne conçoive une catégorie dans son état cognitif avec moins de caractéristiques qu'une autre personne les conçoit. Donc, la probabilité de croisement des catégories dépend de l'état cognitif des individus.

La figure 3.2 représente le modèle de l'arbre pour une des deux catégories (Javanbakht, 2016, p. 83). Dans cette figure, les démarqueurs sont les caractéristiques de démarcation (C_1, C_2, \dots), c'est-à-dire le démarqueur fort (D_s), les démarqueurs faibles (D_w) et les démarqueurs marginaux (D_m), respectivement.

Dans la figure 3.3a, les démarqueurs marginaux, par exemple, la taille et la couleur pour la catégorie d'oiseaux, se trouvent dans une zone entre deux catégories (deux arbres) dite la zone de croisement (Z_c). Cette zone désigne le risque de la confusion des catégories qui dépend de la considération de ces démarqueurs, puisqu'ils n'ont pas d'effet positif pour la distinction ou la démarcation des catégories.⁵

La figure 3.3b représente l'ordre des démarqueurs sur les branches de deux arbres (Javanbakht, 2016, p. 88). Les démarqueurs appartiennent à un membre de chacune des deux catégories considérées comme arbres. Les démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux que j'analyserai dans le chapitre 5 de la thèse, c'est-à-dire avoir le chant d'oiseau, voler, avoir des ailes, pondre, avoir un bec, la taille et la

5. La taille et la couleur sont les caractéristiques en commun entre les oiseaux et les non-oiseaux. Par exemple, un canari peut avoir la même couleur, et un moineau peut avoir la même taille, qu'une souris. C'est pourquoi ces caractéristiques n'aident pas à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux.

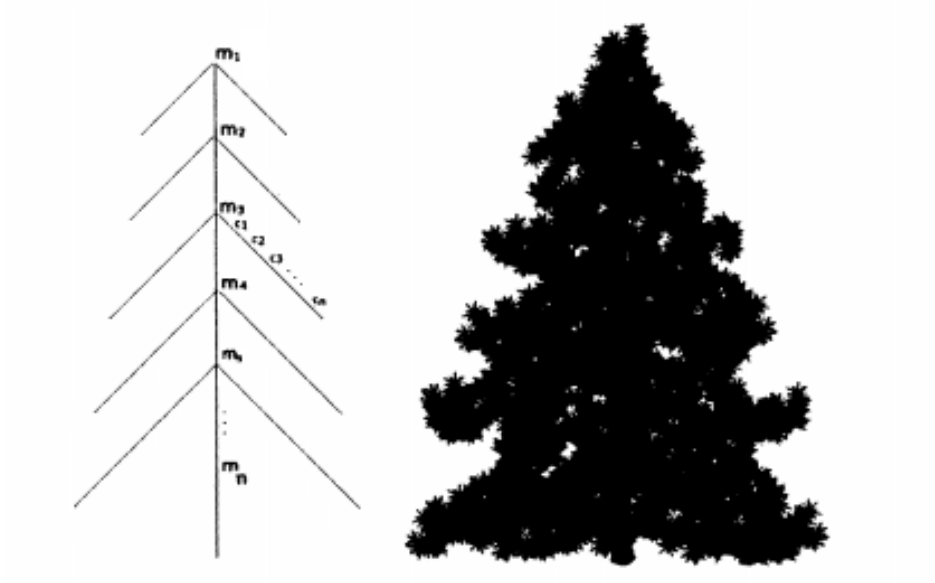
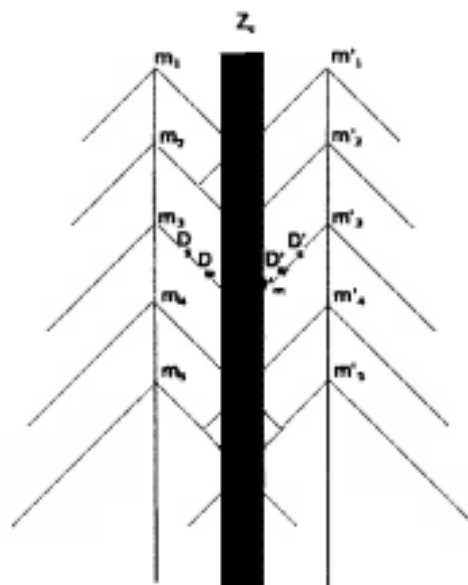


Figure 3.2: Le modèle de l'arbre

(a)



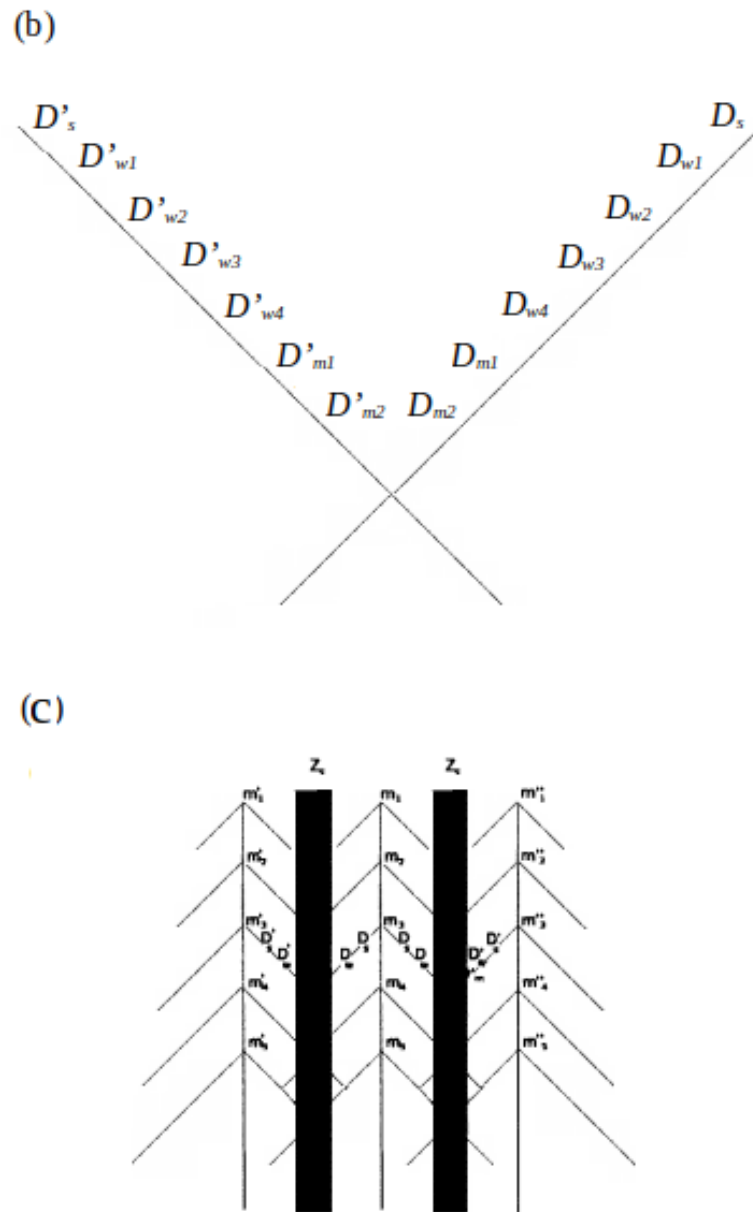


Figure 3.3: (a) Le croisement de deux arbres en tant que deux catégories, (b) L'ordre des démarqueurs sur les branches de deux arbres, (c) Le croisement de trois arbres en tant que trois catégories

couleur sont représentés avec les symboles D_s , D_{w1} , D_{w2} , D_{w3} , D_{w4} , D_{m1} et D_{m2} dans cette figure, respectivement.⁶

La figure 3.3c montre trois arbres en tant que trois catégories. Les branchements à deux côtés de l'arbre au milieu qui représente la catégorie d'oiseaux permettent de déterminer numériquement la probabilité du croisement de cette catégorie avec les autres catégories (ex. : mammifères, reptiles) dans l'analyse de la confusion des catégories.

Le nombre des démarqueurs marginaux (N_{Dm}) varie selon le changement des démarqueurs forts et des démarqueurs faibles en démarqueurs marginaux dans l'état cognitif de l'individu. Donc, on peut considérer un facteur de risque de croisement des catégories (f_r) qui dépend ainsi du nombre des démarqueurs marginaux :

$$f_r \propto N_{Dm} \quad (3.1)$$

Il se peut que cette zone devienne saturée et que l'individu ne peut plus distinguer les deux catégories l'une de l'autre. Il s'agit du problème de catégorisation et de confusion de deux ou plusieurs catégories. La dynamicité des démarqueurs dans ce modèle veut dire le changement des démarqueurs faibles en démarqueurs marginaux. Ce changement qui fait la diminution de la capacité de distinction d'une catégorie de l'autre ; ceci pourrait éventuellement expliquer l'oubli des catégories

6. L'observation du démarqueur fort du membre d'une catégorie n'est pas requise pour la distinction des catégories, alors que celle des démarqueurs faibles et des démarqueurs marginaux est requise pour cette distinction. Or, l'individu peut se tromper pour la distinction des catégories lors de l'observation des animaux ou des objets. C'est pourquoi un démarqueur fort aide mieux à distinguer une catégorie d'une autre catégorie sans que l'individu ait besoin d'observer l'animal ou l'objet. Si l'individu considère que voler ou avoir un bec est la caractéristique forte des oiseaux pour les distinguer des non-oiseaux, cette considération ne change pas les résultats de mes analyses dans le chapitre 5 de la thèse, car les analyses des problèmes de l'inconsistance des croyances épistémiques et de la confusion des catégories sont basées sur la mauvaise considération des démarqueurs marginaux, c'est-à-dire la taille et la couleur, et non pas celles du démarqueur fort ou des démarqueurs faibles.

chez certains individus.

C'est dans la zone de croisement des catégories que le problème cognitif se passe au niveau des catégories. C'est dans cette zone que les derniers démarqueurs de chacun des membres des deux catégories au bout des branches de deux arbres, c'est-à-dire les démarqueurs marginaux qui n'ont pas d'effet dans la distinction des catégories, se trouvent.

Le modèle de l'arbre ne requiert pas d'utilisation de biais. Les biais concernent les jugements des individus qui ne doivent pas être pris en compte dans l'analyse des croyances épistémiques. Il permet de déterminer la probabilité de croisement des catégories à partir de leurs membres et de leurs démarqueurs. En fait, la probabilité de croisement des catégories à partir de leurs membres et de leurs démarqueurs est requise à être déterminée pour le traitement de l'inconsistance des croyances épistémiques. C'est à partir de la considération des démarqueurs sur ce modèle qu'on peut déterminer lesquels démarqueurs ont l'effet positif dans la distinction des catégories (critères du profit) et lesquels ont l'effet négatif pour cette distinction (critères du coût).⁷ De plus, les paramètres de ce modèle, qui se trouvent dans le modèle de l'arbre, se trouvent aussi dans l'algorithme TOPSIS ; il s'agit des candidats et de leurs caractéristiques. Les candidats dans le modèle de l'arbre sont les membres qui se trouvent verticalement sur le tronc de l'arbre qui représente la catégorie et ils se trouvent dans les rangées de la matrice des données de l'entrée de TOPSIS. Les caractéristiques de la distinction des catégories, les démarqueurs, se trouvent sur les branches de l'arbre et elles se trouvent dans

7. La différence au niveau de la considération des démarqueurs ne concerne pas l'appartenance des démarqueurs aux membres des catégories, mais elle concerne les degrés de cette appartenance. Par exemple, il y a le consensus parmi les humains que les oiseaux ont des ailes, ils pondent des œufs, ils volent, etc. Mais ces caractéristiques ne sont pas considérées de même degré par les humains. C'est pourquoi leurs croyances épistémiques à propos des démarqueurs et des membres de la catégorie d'oiseaux ne sont pas pareilles.

les colonnes de cette matrice de TOPSIS. Ce modèle est donc approprié pour l'application avec l'algorithme TOPSIS dont l'utilisation requière la distinction des caractéristiques (critères) du profit et des caractéristiques (critères) du coût.

Attardons-nous à voir pourquoi les branchements à deux côtés de l'arbre dans le modèle de l'arbre sont importants et quels sont les avantages de ce modèle en ayant cette caractéristique structurale ?

1. Les branchements à deux côtés de l'arbre dans ce modèle correspondent aux situations dans lesquelles l'individu a le problème de catégorisation, puisqu'il confond plusieurs catégories. Par exemple, l'individu qui croit par erreur que la taille ou/et la couleur d'un animal qu'il considère dans la catégorie d'oiseaux l'aide à le distinguer d'un mammifère et que ces démarqueurs marginaux de ce premier animal l'aide à le distinguer d'un reptile, a un risque élevé de la confusion de ces trois catégories (oiseaux, mammifères et reptiles).
2. Les branchements à deux côtés de l'arbre dans ce modèle permettent de déterminer numériquement la probabilité du croisement des catégories. Lorsque l'analyse de la confusion de plusieurs catégories (ex. : oiseaux, mammifères et reptiles) est requise, ces branchements dans l'arbre central qui représente la catégorie en question (ex. : la catégorie d'oiseaux) servent à déterminer ses croisements avec les deux autres arbres qui représentent les deux autres catégories mentionnées (figure 3.3c).
3. Les branchements à deux côtés dans ce modèle sont requis afin de déterminer lesquels démarqueurs marginaux de l'arbre au milieu sont en croisement avec les arbres de droite et de gauche, ce qui doit être considéré pour déterminer la valeur numérique de la probabilité de leur croisement. Ceci permet de comprendre et d'analyser l'impact de ces caractéristiques de la distinction des catégories sur la probabilité de leur croisement en utilisant la logique floue (voir la section 3.2).
4. En ce qui concerne le calcul de la confusion des catégories avec la méthode

TOPSIS, les branchements à deux côtés de l'arbre dans ce modèle sont requis pour déterminer la valeur numérique de la disjonction floue de Łukasiewicz à partir de la considération des démarqueurs marginaux de plusieurs catégories. Au niveau informatique, cette spécificité de ce modèle est importante, puisqu'elle mène à l'analyse de la décision de l'algorithme TOPSIS au niveau du classement des membres de la catégorie en question à partir de la valeur de cette disjonction (voir la section 5.5).

3.2.1 Exemple pour le modèle de l'arbre

Voici un exemple pour le modèle de l'arbre qui concerne la catégorie d'oiseaux dont certains membres ont été présentés dans le tableau 1.1 (section 1.6). L'individu peut connaître les membres de la catégorie d'oiseaux et distinguer leurs membres des membres d'autres catégories, par exemple, des membres des catégories de mammifères. Cette distinction est basée sur la connaissance des oiseaux et dans ce cas, la croyance de l'individu sur la catégorie d'oiseaux sera une croyance épistémique. Si l'individu ne distingue pas cette catégorie de la catégorie de mammifères, cela sera dû au fait qu'il n'a pas de connaissance sur les oiseaux et donc, sa croyance sur les oiseaux sera une croyance épistémique, mais fausse. Dans ces deux cas, on peut calculer la probabilité de confusion de ces croyances à partir de modèle de l'arbre.

Les étapes du calcul de la probabilité de croisement des catégories (Javanbakht, 2016) peuvent être utilisées dans notre exemple pour déterminer la probabilité de la confusion des croyances épistémiques. Il est important de noter que bien que le modèle de l'arbre est un modèle simple et efficace pour la modélisation des catégories et des croyances (non)épistémiques, il est conçu pour le calcul du croisement des catégories et à celui de la confusion de ces croyances. Autrement

dit, son avantage est qu'il peut être utilisé pour démontrer pourquoi, comment et quand l'individu a le problème cognitif. Ce modèle en tant qu'un modèle computationnel est donc avantageux pour le calcul de la confusion des catégories et la modélisation des croyances épistémiques.

3.2.2 Analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec le modèle de l'arbre

Comment faire l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de modèle de l'arbre ? Par exemple, pour la consistance de ces croyances au niveau de la catégorie d'oiseaux, en considérant les membres de cette catégorie à partir de tableau 1.1 de la thèse (section 1.6), si l'individu ne considère que les quatre premiers membres de cette catégorie sauf l'ornithorynque sont des oiseaux, étant donné qu'un membre de cette catégorie manque dans sa considération, le taux de l'inconsistance de ses croyances épistémiques au niveau de l'association de quatre oiseaux en tant que des membres à cette catégorie qui se trouvent sur le tronc du modèle de l'arbre sera de 80%. Cette valeur est basée sur la valeur de la probabilité de croisement des catégories qu'on peut calculer pour chaque membre de la catégorie en question par rapport à un membre d'une autre catégorie.

L'objectif de cette section est de déterminer la probabilité du croisement des catégories. Le modèle de l'arbre est un modèle explicatif pour les sciences cognitives où on pourrait expliquer pourquoi certains individus confondent les catégories alors que certaines autres n'ont pas ce problème cognitif tout dépendant de nombre des démarqueurs que les individus conçoivent pour les membres des catégories.

Le prototype de chaque catégorie est son premier membre. On peut le considérer

en haut sur le tronc de l'arbre. Donc, nous aurions la formule suivante :

$$p = m_1 \tag{3.2}$$

Dans la formule ci-dessus, p et m_1 désignent le prototype et le premier membre de la catégorie, respectivement. On utilise le symbole μ en logique floue pour représenter le degré d'appartenance. On peut utiliser la lettre D pour représenter le degré de (proto)typicalité d'un prototype. Donc, pour les degrés d'appartenance du prototype ou de premier membre de la catégorie, μ_p veut dire μ_1 et D_p veut dire D_{m_1} .

Le degré d'appartenance (et de (proto)typicalité) d'un prototype à l'ensemble flou des croyances épistémiques de l'individu dans le logiciel développé en Python est plus grand que celui des autres membres puisque le prototype est le membre dont l'appartenance à la catégorie est plus que celle des autres membres. Donc, nous aurions les relations suivantes :

$$\mu_p > \mu_{m_2} > \mu_{m_3} > \dots > \mu_{m_n} \tag{3.3}$$

$$D_p > D_{m_2} > D_{m_3} > \dots > D_{m_n} \tag{3.4}$$

Le modèle de l'arbre présenté ici est une version simple du modèle, car il est symétrique au niveau de la longueur des branches de l'arbre. Dans ce modèle, les aspects structuraux suivants ont été considérés : 1) le nombre des membres de la catégorie est équivalent avec le nombre de paires des branches de l'arbre. La raison pour cette considération est que l'arbre dans ce modèle est symétrique et donc, on n'a pas besoin de considérer deux branches à deux côtés de chaque membre de la catégorie et en considérant une branche à droite ou à gauche des membres de la catégorie, on peut déterminer le nombre des membres de la catégorie à partir

du nombre des branches de l'arbre, 2) le nombre des caractéristiques des membres d'une catégorie (les démarqueurs) à ces deux côtés est égal. Cependant, il se peut qu'il ne soit pas équivalent à deux côtés des membres d'une catégorie en tant qu'arbre lorsqu'elle est considérée avec plusieurs catégories comme les arbres qui l'entourent dans un modèle plus complexe. Donc, l'asymétrie des catégories peut être représentée dans ce modèle. Or, on considère le modèle simple et donc, on considère l'arbre symétrique pour simplifier le calcul de la probabilité de croisement des catégories. On peut aussi représenter la centralité d'une catégorie avec ce modèle s'il y a lieu. Dans ce cas, il se peut qu'une catégorie soit plus centrale que d'autres catégories dans l'état cognitif de l'individu. Donc, on considère plusieurs arbres parmi lesquels un arbre est au centre des autres arbres, c'est-à-dire une catégorie dans l'état cognitif de l'individu est plus importante que les autres catégories.

Il est important de savoir si les démarqueurs des membres d'une catégorie atteignent celles des autres catégories et déterminer si les branches d'un arbre croisent celles d'un autre. Pour ce faire, il faut présenter les arbres les uns à côté des autres dans un modèle plus complexe. La probabilité de croisement des branches des arbres (P) se calcule selon la longueur des branches (L) et le nombre des branches (N).

Lorsque la longueur des branches augmente, il est plus probable qu'elles se croisent avec les branches d'un autre arbre. Cette probabilité augmente aussi avec le nombre des branches sur le tronc de l'arbre, puisque l'augmentation du nombre des branches veut dire qu'il est plus probable qu'elles se croisent.

Il est important de noter que les termes de la probabilité de croisement (des catégories), de la longueur des branches et du nombre des branches dans le modèle de l'arbre correspondent aux nombres entiers et réels. Concernant les bornes de

ces nombres, la valeur du premier terme est entre 0 et 100 (puisqu'il correspond aux probabilités entre 0% et 100% pour le croisement des catégories), celle du deuxième terme dépend de nombre des démarqueurs des membres de la catégorie en question et celle du troisième terme dépend de nombre des membres de la catégorie en question (puisque chaque membre de la catégorie se trouve à l'intersection d'une paire de branches). Si une catégorie a beaucoup de membres, ce n'est pas nécessaire de considérer tous ses membres pour déterminer le nombre des branches. Il suffit de considérer les membres qui sont les plus similaires au niveau des degrés d'appartenance de leurs démarqueurs pour réduire le nombre des membres, et donc pour réduire le nombre des branches, dans le modèle de l'arbre.

Selon la théorie de Rosch, les prototypes ont moins de caractéristiques que les autres membres de la catégorie. Donc, les prototypes des catégories devraient être liés aux branches les plus courtes des arbres sur lesquelles moins de caractéristiques apparaissent. C'est pourquoi on considère le prototype de chaque catégorie au niveau de la jonction des premières branches à droite et à gauche. Il est important de savoir que la probabilité de croisement des branches à partir des prototypes d'une catégorie est donc moins que celle des autres branches de l'arbre pour ses autres membres.

D'où vient la considération des démarqueurs des membres d'une catégorie ? Est-ce qu'elles sont phénoménales, c'est-à-dire qu'ils se produisent en raison des phénomènes qui se passent dont la présence est conçue par l'individu ? Est-ce qu'il existe d'autres types de caractéristiques des membres des catégories ? Les caractéristiques phénoménales sont dues à l'apparition des phénomènes dans les objets et leurs considérations par les êtres humains. À part ces caractéristiques, il existe aussi des caractéristiques qui sont conçues par l'individu pour classifier les catégories dans son état cognitif. Le modèle de l'arbre n'est pas limité seulement

à la considération des caractéristiques phénoménales. Ce modèle peut également être utilisé pour la modélisation des démarqueurs des catégories pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques tel que nous verrons dans la thèse.

La valeur de la probabilité de croisement de la catégorie, c'est-à-dire la valeur de P , dépend des valeurs des nombres des branches de l'arbre, c'est-à-dire la valeur de N , et celle de la longueur de la branche de l'arbre, c'est-à-dire la valeur de L . La valeur de cette probabilité varie inversement avec le degré de prototypicalité ou D . La raison pour cette relation inverse est que le degré de prototypicalité est le plus élevé pour le prototype en haut sur le tronc de l'arbre et il diminue pour les autres membres de l'arbre qui se trouvent en bas du prototype de façon continue, alors que la probabilité de croisement de la catégorie avec une autre catégorie pour le prototype est moins élevée que pour les autres membres de la catégorie et elle augmente à partir de haut vers le bas sur le tronc de l'arbre pour les membres de la catégorie. Nous considérons le cas le plus simple, c'est-à-dire une relation linéaire entre ces trois paramètres, c'est-à-dire entre P , N et L . Nous aurions les relations suivantes :

$$P \propto N \quad (3.5)$$

$$P \propto L \quad (3.6)$$

$$P \propto 1/D \quad (3.7)$$

En ajoutant une constante, on peut changer la relation de proportionnalité à l'égalité. Donc, nous aurions :

$$P = kNL_b/D \quad (3.8)$$

Le degré de (proto)typicalité est proportionnel au degré d'appartenance des membres

à la catégorie. Donc, nous pouvons écrire la relation suivante :

$$\mu \propto D \quad (3.9)$$

Donc, nous aurions :

$$\mu = k'D \quad (3.10)$$

Nous aurions les relations suivantes :

$$P = kk'NL/\mu \quad (3.11)$$

$$P = \beta NL/\mu \quad (3.12)$$

Dans cette formule, β (ou β') est le facteur de dynamicité propre à la catégorie C (ou la catégorie C'). On peut obtenir ce facteur par le nombre des membres (le prototype ou les autres membres) de la catégorie et par leur type. La longueur d'une branche (L) change d'une branche de l'arbre à l'autre. Donc, la formule ci-dessus peut être utilisée pour le calcul de la valeur moyenne de la probabilité de croisement pour l'ensemble des membres de la catégorie en question.⁸

Comment dans le modèle de l'arbre peut-on considérer les trois types de démarqueurs, c'est-à-dire les caractéristiques de distinction ou de démarcation des membres d'une catégorie par rapport aux membres d'une autre catégorie? On peut considérer ces caractéristiques sur les branches de l'arbre. En fait, les démarqueurs forts se trouvent sur les branches proches au tronc, les démarqueurs

8. Lorsque le nombre des membres de la catégorie en considération pour le modèle de l'arbre est élevé, on normalise les valeurs des probabilités de croisement par la plus grande valeur de la probabilité de croisement d'un des membres de la catégorie avec le plus petit degré de prototypicalité. On peut aussi considérer plusieurs membres de la catégorie ayant le même degré d'appartenance dans le même groupe et analyser les différents groupes de membres de la catégorie en question au lieu de l'ensemble de ses membres au lieu de normaliser leurs probabilités de croisement avec les autres catégories.

faibles au milieu des branches et les démarqueurs marginaux au bout des branches, proches des branches d'autres arbres. C'est dans une zone dite « la zone de croisement » des branches des arbres que se trouvent les démarqueurs marginaux qui n'aident pas à démarquer la catégorie en question des autres catégories.

Deux sortes de degrés d'appartenance existent dans le modèle de l'arbre : le degré d'appartenance qui existe pour les membres d'une catégorie (μ), et celui des démarqueurs de chacun de ces membres (μ'). Qu'est-ce que veut dire la dynamicité des membres de la catégorie ? La dynamicité des membres de la catégorie veut dire que les positions des membres de la catégorie en question ne sont pas fixes, mais que les membres peuvent remplacer les uns les autres à partir de bas vers le haut sur le tronc de l'arbre. Autrement dit, le membre le plus bas sur le tronc de l'arbre ou le membre le moins typique de la catégorie en question peut remplacer le membre qui se trouve avant lui sur le tronc de l'arbre. Le deuxième membre de la catégorie sur le tronc de l'arbre peut remplacer le prototype, c'est-à-dire le premier membre en haut sur le tronc de l'arbre. Cette dynamicité montre la différence de la théorie des démarqueurs et la théorie des prototypes. Le deuxième type de dynamicité dans le modèle de l'arbre concerne la dynamicité des démarqueurs des membres de chacune des catégories. Qu'est-ce que veut dire la dynamicité des démarqueurs ? La dynamicité des démarqueurs forts-démarqueurs faibles ou la dynamicité des démarqueurs faibles-démarqueurs marginaux (la dynamicité de démarcation) veut dire que les valeurs de μ' et en conséquence celles de μ ne sont pas constantes et que ces paramètres varient dans ce modèle en fonction de l'état cognitif de l'individu. C'est pourquoi le positionnement des membres de la catégorie n'est pas fixe. En fait, il change sur le tronc de l'arbre d'une manière que les membres se remplacent les uns les autres et que le deuxième membre remplace le prototype. Donc, selon la théorie des démarqueurs, il n'y a pas de prototype. De plus, selon cette théorie, le degré de prototypicalité n'existe pas pour les membres

de la catégorie.

Il est important de noter que la dynamicité des démarqueurs sur les branches de l'arbre concerne les remplacements des caractéristiques fortes des membres d'une catégorie par leurs caractéristiques faibles. Cette dynamicité peut aussi concerner les remplacements de leurs caractéristiques faibles par leurs caractéristiques marginales. Ces remplacements font que la zone de croisement entre les deux catégories augmente peu à peu et donc, l'individu perd sa capacité cognitive de démarcation des catégories. Pourtant, lors de l'apparition du phénomène inverse du remplacement des démarqueurs dans la cognition des êtres humains, l'individu pourrait améliorer son état cognitif pour la démarcation des catégories avec un travail cognitif supplémentaire.

Dans la formule de la probabilité de croisement des catégories, le paramètre L peut s'obtenir avec la somme du nombre des démarqueurs. Il existe un démarqueur fort, plusieurs démarqueurs faibles et plusieurs démarqueurs marginaux pour les membres de la catégorie en question. Donc, nous aurions :

$$L = D_s + \sum (D_w + D_m) \quad (3.13)$$

Dons, nous aurions :

$$P = \beta N(D_s + \sum (D_w + D_m)) / \mu \quad (3.14)$$

Dans la formule ci-dessus, D_s est le nombre du démarqueur fort (strong demarcator) sur la branche de l'arbre, D_w est le nombre du démarqueurs faibles (weak demarcators) sur la branche de l'arbre, D_m est le nombre du démarqueurs marginaux (marginal demarcators) sur la branche de l'arbre, μ est la mesure d'appartenance de chaque membre à la catégorie en question, β est la constante dans

cette formule, c'est-à-dire le facteur de dynamicité dans la catégorie et il est obtenable par le nombre des membres de la catégorie et par leur type. Les facteurs de dynamicité dans la formule ci-dessus pour deux catégories sont importants à être considérés.⁹

La probabilité de croisement avec les membres d'autres catégories pour le canari A et l'ornithorynque E pour la catégorie d'oiseaux n'est pas égale et on aura :

Pour le canari A :

$N =$ nombre des membres considérés dans la catégorie d'oiseaux $= 5$

$\beta = 1$

$$L = D_s + \sum (D_w + D_m)L = 1 + 0 + 0 = 1 \quad (3.15)$$

En ce qui concerne l'ensemble des démarqueurs, seulement le chant d'oiseau est considéré pour le canari, car cette caractéristique est suffisante et on n'a pas besoin de vérifier ses autres démarqueurs pour le distinguer d'un non-oiseau.

$$P = 5(1)/1.0 \quad (3.16)$$

en pourcentage : 5%

Donc dans ce calcul, le nombre des membres de la catégorie d'oiseaux est 5, le nombre de démarqueurs, ici le démarqueur fort requis pour la distinction du canari A et le membre d'une autre catégorie de non-oiseaux (ex. : celui de la catégorie des mammifères), c'est-à-dire le chant d'oiseau, est 1 et le degré d'appartenance flou ou la mesure d'appartenance maximale du canari à cette catégorie est 1 (voir

9. Les facteurs de dynamicité dans la formule ci-dessus seront égaux à 1 en considérant 100% le changement de positionnement des membres des catégories et de leurs caractéristiques sur les troncs des arbres et sur leurs branches, respectivement.

le tableau 1.1 dans la section 1.6).¹⁰

Pour l'ornithorynque E :

$N =$ nombre des membres considérés dans la catégorie d'oiseaux = 5

$\beta = 1$

$$L = D_s + \sum (D_w + D_m)L = 0 + 2 + 0 = 2 \quad (3.17)$$

$$P = 5(2)/0.2 \quad (3.18)$$

en pourcentage : 50%

Le nombre des démarqueurs faibles requis pour la distinction de l'ornithorynque E et le membre d'une autre catégorie de non-oiseaux (ex. : celui de la catégorie des mammifères), c'est-à-dire pondre et avoir un bec, est 2 et le degré d'appartenance du canari A à cette catégorie ou sa mesure d'appartenance est 0.2 (voir le tableau 1.1). Donc, la probabilité de confondre un canari avec les animaux d'autres catégories est seulement de 5%, alors que celle de l'ornithorynque, en tant qu'animal hybride avec des caractéristiques des oiseaux, de mammifères et de reptiles, est de 50%. C'est pourquoi le premier et le dernier membres se trouvent en haut et en bas sur le tronc de l'arbre considéré pour la catégorie d'oiseaux dans le modèle de l'arbre, respectivement (figure 3.2 et 3.3). Si par exemple, lorsque le logiciel présente des questions à l'individu, ce deuxième considère que la taille et la couleur n'aident pas à déterminer que le canari A soit un oiseau, alors que ces caractéristiques aident à déterminer que l'ornithorynque est un oiseau alors qu'il ne doit pas les considérer pour cet animal hybride non plus, le nombre des démar-

10. La valeur maximale du degré d'appartenance floue est 1 puisque ce paramètre peut varier de 0 à 1.

queurs pour le dernier membre, l'ornithorynque, ne sera plus approprié. Dans ce cas, la valeur de P pour l'ornithorynque augmentera de 50% à 100% puisqu'on aura :

$$P = 5 (2 + 2) / 0.2 \text{ en pourcentage : } 100\%$$

L'augmentation de la valeur de P aidera à montrer l'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu. Dans ce cas, le logiciel en Python lui présentera son erreur et lui donnera des bonnes réponses pour corriger ses croyances sur la catégorie en question. Donc, mon code identifiera ces inconsistances et en utilisant la logique, il les éliminera en présentant des bonnes réponses à l'individu.¹¹ C'est ainsi que cet outil informatique peut aider à établir la consistance des croyances épistémiques, donc à éliminer la confusion des catégories.

Impact des branchements à deux côtés de l'arbre et de la longueur des branches dans le calcul de la probabilité du croisement de trois catégories :

Nous avons vu dans la section 3.2 que l'avantage de la considération des branchements à deux côtés de l'arbre dans le modèle de l'arbre est que cela nous permet de faire le calcul de la probabilité du croisement de trois catégories, une catégorie (ex. : oiseaux) au milieu et deux autres catégories (ex. : mammifères et reptiles) à droite et à gauche de cette première (figure 3.3c).

On peut considérer différents nombres de démarqueurs sur chacune des branches à deux côtés de l'arbre au milieu puisque l'individu peut considérer le nombre différent de démarqueurs pour le même membre de la catégorie d'oiseaux lorsqu'il le considère avec les mammifères par rapport à la situation où il considère ce membre de la catégorie d'oiseaux avec les reptiles. Dans ce cas, le modèle de l'arbre ne sera pas symétrique, puisque la longueur des branches à deux côtés de l'arbre ne sera pas pareille. Par exemple, lorsque l'individu considère que les caractéristiques de

11. Ce calcul est aussi faisable pour déterminer la probabilité de croisement des autres catégories, par exemple, les catégories d'ordinateurs (dont le démarqueur fort est la capacité de computation) et de machines (notion générale), les catégories de synchrotrons et d'usines, etc.

taille et de couleur à part celles d'avoir un bec, de pondre et d'avoir des ailes l'aident à distinguer un oiseau et un mammifère, mais que pondre ne l'aide pas à distinguer un oiseau d'un reptile, puisque les reptiles peuvent aussi pondre des œufs, nous aurions :

Le nombre de démarqueurs sur la branche droite de l'arbre au milieu (oiseaux) lors de la considération du croisement de cette catégorie avec l'arbre à droite qui représente la catégorie de mammifères = 5.

Le nombre de démarqueurs sur la branche gauche de l'arbre au milieu (oiseaux) lors de la considération du croisement de cette catégorie avec l'arbre à gauche qui représente la catégorie de reptiles = 4.

Puisque le nombre de démarqueurs détermine la valeur de la longueur de la branche et que cette deuxième détermine la valeur de la probabilité du croisement des catégories, nous aurions :

le nombre de démarqueurs sur la branche de droite de la catégorie d'oiseaux pour le membre considéré / le nombre de démarqueurs sur la branche de gauche pour le même membre de cette catégorie = $5/4$. Donc, nous aurions :

L_1 : La longueur de branche liée au nombre de démarqueurs sur la branche droite de l'arbre au milieu (oiseaux) lors de la considération du croisement de cette catégorie avec l'arbre à droite qui représente la catégorie de mammifères = 5

L_2 : La longueur de branche liée au nombre de démarqueurs sur la branche gauche de l'arbre au milieu (oiseaux) lors de la considération du croisement de cette catégorie avec l'arbre à gauche qui représente la catégorie de reptiles = 4

Nous aurions le ratio suivant :

la longueur de la branche de droite de la catégorie d'oiseaux pour le membre considéré / la longueur de la branche de gauche pour le même membre de cette catégorie = $5/4$.

Autrement dit,

$$L_1/L_2 = 5/4$$

Il s'en suit que :

la probabilité du croisement des catégories d'oiseaux et de mammifères / la probabilité du croisement des catégories d'oiseaux et de reptiles = $5/4$.

Lorsque l'individu considère que les caractéristiques d'avoir un bec, de pondre et d'avoir des ailes l'aident pour distinguer un oiseau et un mammifère, mais que pondre ne l'aide pas à distinguer un oiseau d'un reptile, puisque les reptiles peuvent aussi pondre des œufs, nous aurions :

Le nombre de démarqueurs sur la branche droite de l'arbre au milieu (oiseaux) lors de la considération du croisement de cette catégorie avec l'arbre à droite qui représente la catégorie de mammifères : 3.

Le nombre de démarqueurs sur la branche gauche de l'arbre au milieu (oiseaux) lors de la considération du croisement de cette catégorie avec l'arbre à gauche qui représente la catégorie de reptiles : 2.

Puisque le nombre de démarqueurs détermine la valeur de la longueur de la branche et que cette deuxième détermine la valeur de la probabilité du croisement des catégories, nous aurions :

le nombre de démarqueurs sur la branche de droite de la catégorie d'oiseaux pour le membre considéré / le nombre de démarqueurs sur la branche de gauche pour le même membre de cette catégorie = $3/2$. Donc, nous aurions :

L_1 : La longueur de branche liée au nombre de démarqueurs sur la branche droite de l'arbre au milieu (oiseaux) lors de la considération du croisement de cette catégorie avec l'arbre à droite qui représente la catégorie de mammifères = 3

L_2 : La longueur de branche liée au nombre de démarqueurs sur la branche gauche de l'arbre au milieu (oiseaux) lors de la considération du croisement de cette catégorie avec l'arbre à gauche qui représente la catégorie de reptiles = 2

Nous aurions le ratio suivant :

la longueur de la branche de droite de la catégorie d'oiseaux pour le membre considéré / la longueur de la branche de gauche pour le même membre de cette

catégorie = $3/2$.

Autrement dit,

$$L_1/L_2 = 3/2$$

Il s'en suit que :

la probabilité du croisement des catégories d'oiseaux et de mammifères / la probabilité du croisement des catégories d'oiseaux et de reptiles = $3/2$.

On peut comparer la probabilité du croisement d'une catégorie avec différentes catégories en considérant les valeurs des nombres de démarqueurs que l'individu considère pour la première catégorie lorsqu'on lui demande de la distinguer des autres catégories.

Lorsque l'individu considère par erreur que l'ensemble des caractéristiques d'avoir des ailes, de pondre, d'avoir un bec, de taille et de couleur l'aident à distinguer l'ornithorynque en tant qu'un oiseau et un mammifère, alors que ces caractéristiques sauf celles de couleur et de pondre l'aident à distinguer ce premier et un reptile, le nombre de démarqueurs dans sa première considération est 5, alors que celui des démarqueurs dans sa deuxième considération est 3. Dans ce cas, le ratio L_1/L_2 sera égal à $5/3$. Il s'en suit que le rapport de la probabilité du croisement des catégories d'oiseaux et de mammifères à celle du croisement des catégories d'oiseaux et de reptiles sera égal à $5/3$.

En comparant les probabilités du croisement des catégories d'oiseaux et de mammifères et d'oiseaux et de reptiles à partir de la considération des ratios obtenus des longueurs des branches à deux côtés de l'arbre au milieu qui représente la catégorie d'oiseaux, nous aurions :

$$5/4 < 3/2 < 5/3$$

En comparant ces ratios des probabilités de confusion des catégories, nous concluons que lorsque l'individu considère l'ensemble des 5 démarqueurs mentionnés pour la distinction des catégories d'oiseaux et de mammifères et qu'il considère 4 démarqueurs mentionnés pour la distinction des catégories d'oiseaux et de reptiles, les

probabilités qu'il confonde ces catégories sont plus proches l'une de l'autre que lorsqu'il considère 3 démarqueurs pour la distinction des catégories d'oiseaux et de mammifères et qu'il considère 2 démarqueurs marginaux de taille et de couleur pour la distinction des catégories d'oiseaux et de reptiles, et dans cette deuxième situation, les probabilités de la confusion de ces catégories sont plus proches l'une de l'autre que lorsqu'il considère l'ensemble des 5 démarqueurs mentionnés pour la distinction des catégories d'oiseaux et de mammifères et qu'il considère 3 démarqueurs mentionnés pour la distinction des catégories d'oiseaux et de reptiles. Nous verrons l'impact des branchements à deux côtés de l'arbre et de la longueur des branches dans le calcul de la disjonction de Łukasiewicz dans la méthode TOPSIS dans le dernier chapitre de la thèse.

3.3 Algorithmes de l'analyse de l'inconsistance

Il existe plusieurs algorithmes qui ont été proposés pour la caractérisation, la détection, la résolution (correction) et la prévention de l'inconsistance des modèles et des données.

3.3.1 Algorithmes de l'analyse de l'inconsistance des données

Comme expliqué plus haut dans la thèse, l'objectif de la thèse est de prédire, analyser et résoudre l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'analyse des catégories. Or, l'inconsistance dans la considération des démarqueurs due à la confusion des catégories est un problème qu'on a expliqué plus haut dans la thèse. Donc, il faut choisir un algorithme parmi ceux qui sont appropriés pour l'analyse de l'inconsistance des données, c'est-à-dire celle des démarqueurs des membres de la catégorie en question, pour analyser les croyances épistémiques et résoudre l'inconsistance de ces croyances. Il existe plusieurs algorithmes pour l'analyse de

l'inconsistance des données. Les données d'analyse dans cette thèse sont les degrés d'appartenance des démarqueurs des membres des catégories et de leurs poids.¹² Parmi les différents algorithmes en informatique, les algorithmes de prise de décision sont ceux qui sont capables de faire l'analyse de l'inconsistance des données. Donc, la prédiction, la détection, l'analyse et la résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'inconsistance de la considération des démarqueurs des membres de la catégorie en question peut se faire avec un algorithme de prise de décision. Cependant, il est important de comparer les caractéristiques de ces algorithmes pour déterminer lequel parmi ceux-ci est approprié pour effectuer ces tâches.

Le tableau 3.1 présente les algorithmes de prise de décision les plus utilisés en informatique. Attardons-nous à la description et à la comparaison des algorithmes présentés dans ce tableau. Triantaphyllou et Lin présentent et discutent le développement et l'évaluation de cinq méthodes de prise de décision floues avec multiples attributs. Ces méthodes sont basées sur les processus suivants :

1. le processus de la hiérarchie analytique originale ou *original analytic hierarchy process (AHP)*, 2. le processus de la hiérarchie analytique idéale ou *ideal analytic hierarchy process (AHP)*, 3. le modèle de la somme pondérée ou *weighted-sum model (WSM)*, 4. le modèle du produit pondéré ou *weighted-product model (WPM)*, 5. la méthode dite *technique for order preference by similarity to ideal solution (TOPSIS)* (Triantaphyllou et Lin, 1996, p. 282).

Selon les auteurs, l'évaluation des données pertinentes est le problème majeur dans

12. Dávid a présenté une liste d'algorithmes qui ont été proposés pour l'analyse de l'inconsistance des modèles. Ces algorithmes ont été utilisés pour la caractérisation, la détection, la résolution et la prévention de l'inconsistance des modèles (Dávid, 2019, p. 31). L'algorithme de l'inconsistance des croyances épistémiques n'a pas été choisi à partir de la liste de ces algorithmes pour la partie de l'expérimentation dans la thèse puisque l'objectif de cette thèse n'est pas d'étudier l'inconsistance des modèles, mais d'analyser l'inconsistance des croyances épistémiques.

les méthodes de prise de décision, puisque ces données sont souvent imprécises.

Puisque le décideur (*decision maker*) a la difficulté de quantifier ces données, il est requis d'utiliser les données floues.

Puisque les états cognitifs des humains sont vagues et qu'ils ne peuvent pas être mesurés avec les données exactes, les valeurs triangulaires floues sont utilisées pour les données lors de leur analyse (Mahdavi et al., 2008 ; Roszkowska, 2020).

Dans la première méthode et la deuxième méthode, c'est-à-dire la méthode *AHP* originale et la méthode *AHP* idéale, les nombres flous triangulaires sont utilisés pour indiquer les poids d'importance des critères de décision (Ibid). Dans ces méthodes, on construit une matrice $M \times N$ (dans laquelle M et N sont les nombres des alternatifs et le nombre des critères, respectivement). Cette matrice contient les éléments a_{ij} qui représentent la performance relative de l'alternative i selon le critère j . Dans la méthode *AHP* révisée ou idéale, une nouvelle alternative non optimale est entrée parmi les autres alternatives. Dans ce cas, pour résoudre le problème de l'inconsistance de ce dernier alternative par rapport aux autres, au lieu de faire la somme des valeurs relatives, on les divise par la valeur maximale (Idem, pp. 283,284).

La troisième méthode, c'est-à-dire le modèle de la somme pondérée, selon les auteurs, est la méthode la plus utilisée parmi ces méthodes de prise de décision. Dans cette méthode, il faut considérer les alternatives et les critères dans un problème de prise de décision. On utilise la formule suivante :

$$P_{WSM}^* = \max_{M \geq i \geq 1} \sum_{i=1}^N a_{ij} W_j \quad (3.19)$$

Dans la formule ci-dessus, M , N , A^* , P_{WSM}^* , a_{ij} , et W_j sont les alternatives, les critères, la meilleure alternative qui satisfait cette formule, le résultat de la priorité

de la meilleure alternative, la mesure de la performance de l'alternative i selon le critère de décision j , et le poids de l'importance du critère j , respectivement. Cette méthode est utilisable dans les cas unidimensionnels, c'est-à-dire lorsque les critères ou les attributs sont homogènes et ils ont les unités de mesure identiques (Idem, pp. 282,283). Cependant, il faut violer l'hypothèse de l'additivité dans cette méthode pour l'utiliser dans les cas multidimensionnels pour l'analyse des caractéristiques incommensurables. Donc, dans le cas de l'analyse des caractéristiques incommensurables, par exemple, celle des démarqueurs des membres de la catégorie, elle est utilisable à condition qu'on ne respecte pas l'hypothèse de l'additivité dans cette méthode.

Dans la quatrième méthode, c'est-à-dire le modèle du produit pondéré, on fait la multiplication des alternatives par des ratios, chacun pour chaque critère. Le but de faire cette multiplication est d'évaluer les alternatives. On augmente chaque ratio de la multiplication à la puissance du poids relatif du critère qui lui correspond. La formule suivante s'utilise pour la comparaison des alternatives :

$$R(A_K/A_L) = \prod_{j=1}^N (a_{K_j}/a_{L_j})^{w_j} \quad (3.20)$$

Dans la formule ci-dessus, si le ratio est égal ou plus grand qu'un, l'alternative A_K est meilleure que l'alternative A_L . La meilleure alternative est A^* , celui qui est au moins aussi bon que les autres alternatives, sinon meilleur que ces derniers.

Puisqu'on fait la division des alternatives dans cette méthode, on n'y considère pas les unités de mesure (Ibid).

La cinquième méthode dite TOPSIS se trouve dans le courant de recherche des algorithmes de prise de décision. Cependant, l'algorithme TOPSIS a certaines différences avec ces autres algorithmes qui le rendent spécifique et plus appro-

prié pour le traitement de l'inconsistance des croyances épistémiques. La méthode TOPSIS a été proposée par Hwang et Yoon en 1981. Elle a été largement utilisée dans plusieurs domaines y compris entre autres en ingénierie, en médecine, en sciences de l'environnement, etc. (Sałabun, 2013, p. 40) L'algorithme de TOPSIS consiste à trouver la meilleure alternative selon la plus petite distance des données par rapport à la solution idéale positive et leur plus grande distance par rapport à la solution idéale négative. Autrement dit, en utilisant cette approche, on essaie de déterminer la proximité des alternatives à la solution idéale (Çınar, 2015; Hamurcu et Eren, 2020). Il est important de noter que cette distance est une distance géométrique (la distance euclidienne). Cette considération de distances des données par rapport aux solutions idéales positives et négatives n'existe pas dans les autres algorithmes de prise de décision, ce qui rend l'algorithme TOPSIS plus approprié que ces autres algorithmes pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'analyse des démarqueurs des membres de la catégorie en question, puisque les solutions idéales positives et négatives des démarqueurs sont prises en compte dans l'algorithme TOPSIS.

L'hypothèse dans la technique TOPSIS est que chaque alternative a la tendance d'augmenter ou de diminuer de façon monotone. La matrice de décision comprend des alternatives dans ses rangées et les critères dans ses colonnes (Idem, p. 284). Cette méthode est très efficace pour l'analyse des caractéristiques incommensurables dont les unités de mesure sont différentes.

Un autre avantage de TOPSIS par rapport aux autres techniques de l'optimisation est qu'on l'utilise pour l'analyse des critères du profit, c'est-à-dire des caractéristiques favorables, et des critères du coût, c'est-à-dire des caractéristiques défavorables (Sałabun, 2013, p. 41). Dans le cas de l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques, puisque les démarqueurs des membres de la catégorie en question sont de deux sortes : soit le démarqueur fort et des démarqueurs

Tableau 3.1: La liste des algorithmes de prise de décision pour la détection et la résolution de l'inconsistance des données

Auteur(s)	Méthode	Détection	Résolution
Triantaphyllou, E., Lin, C.T.	Cinq méthodes de prise de décision : 1. le processus de la hiérarchie analytique floue ou <i>fuzzy analytic hierarchy process (AHP original)</i> , 2. le processus de la hiérarchie analytique idéale floue ou <i>fuzzy analytic hierarchy process (AHP ideal)</i> , 3. le modèle de la somme pondérée ou <i>weighted-sum model (WSM)</i> , 4. le modèle du produit pondéré ou <i>weighted-product model (WPM)</i> , 5. la méthode dite <i>technique for order preference by similarity to ideal solution (TOPSIS)</i>	✓	✓
Ergu, D., Kou, G.	La matrice de comparaison par paires et la matrice de biais induite par la moyenne arithmétique	✓	✓
Miao, D., Cai, Z., Li, J., Gao, X., Liu, X.	La réparation de sous-ensembles mesurés basée sur le degré de dépendance et d'incohérence fonctionnel de la base de données d'entrée	✓	✓

Auteur(s)	Méthode	Détection	Résolution
Sarmanho, F.S., Souza, P.S.L., Souza, S.R.S., Simão, A.S.	La méthode multi-menace basée sur un sémaphore pour la synchronisation de données	✓	✓
Doder, D., Vesic, S.	L'utilisation de l'opération pour apporter un changement minimal d'une base de connaissances	✓	✓
Li, P., Dai, C., Wang, W.	L'algorithme de levée de dépendance basé sur l'ensemble de dépendances maximal L'algorithme de réparation (<i>C-Pair</i>) basé sur l'intégration du coût minimum et la corrélation d'attributs	✓	✓

faibles qui aident à la distinction des catégories,¹³ donc il s'agit des critères du profit, soit des démarqueurs marginaux qui n'aident pas à faire cette démarcation des catégories, donc il s'agit des critères du coût. Donc, la méthode TOPSIS est appropriée pour l'analyse des démarqueurs pour cette fin.¹⁴

Pour la comparaison de la performance de ces cinq méthodes, Triantaphyllou et

13. Les caractéristiques des oiseaux considérées comme les démarqueurs faibles sont en commun entre les oiseaux et certains non-oiseaux et on peut trouver au moins un contre-exemple, c'est-à-dire un non-oiseau ayant des caractéristiques des oiseaux. Par exemple, la chauve-souris est un mammifère qui peut voler dans le ciel. Donc, voler n'est pas un démarqueur fort des oiseaux et il s'agit d'un démarqueur faible qui se trouve chez ces animaux.

14. L'utilisation du modèle de l'arbre et de la méthode TOPSIS pour l'analyse numérique de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de la confusion des catégories n'est pas la réduction de l'analyse d'un problème cognitif à l'analyse d'un problème de prise de décision, puisque le modèle de l'arbre lui-même est aussi un modèle de prise de décision. La méthode TOPSIS est une méthode de prédiction, de classification, d'optimisation et de prise de décision avec son algorithme (procédure de computation). Le modèle de l'arbre aussi est une méthode de prédiction, de classification, d'optimisation et de prise de décision avec son algorithme (procédure de computation). Cette prise de décision avec ce modèle se fait lors de la maintenance ou de l'abandon des membres de la catégorie due à "la dynamique de démarcation".

Lin considèrent deux critères : 1. la consistance de la méthode, 2. la stabilité des résultats obtenus. Ils soutiennent que le premier critère, c'est-à-dire la consistance de la méthode, s'applique lorsque les problèmes à résoudre sont unidimensionnels avec une seule unité de mesure. De plus, puisque les problèmes unidimensionnels sont les cas spéciaux des problèmes multidimensionnels, une méthode qui est précise dans le cas de ces premiers problèmes est aussi précise dans le cas de ces derniers. Si les méthodes ne sont pas floues et si le problème est unidimensionnel, dans ce cas la méthode *WSM* est la meilleure parmi les cinq méthodes expliquées. Par contre, si les méthodes mentionnées sont floues, elles donnent les résultats contradictoires pour les problèmes unidimensionnels. Donc, il faut considérer les résultats de deux contradictions ; la première contradiction concerne le résultat de la meilleure alternative qui n'est pas la même dans le cas de deux méthodes utilisées et la deuxième contradiction apparaît lorsque les classements de chaque alternative sont différents. En ce qui concerne le deuxième critère de la comparaison de ces méthodes, c'est-à-dire la stabilité des résultats obtenus lorsqu'une alternative non idéale est remplacée par une pire alternative, une méthode très précise n'aura pas de problème avec ce remplacement des alternatives (Idem, pp. 297-301). Il est important de noter que le taux de la contradiction des résultats dépend de nombre d'alternatives et il augmente avec ce dernier (Idem, p. 307).

Ergu et Kou expliquent une autre méthode de prise de décision pour l'analyse des données inconsistantes et incomplètes en utilisant la matrice de la comparaison par paire ou *pairwise comparison matrix (PCM)*, notamment la matrice de biais induit avec la moyenne arithmétique ou *arithmetic mean induced bias matrix (AMIBM)*. L'inconsistance de la *PCM* fait que l'*AMIBM* ne soit pas égale ou proche de zéro. On peut déterminer et résoudre l'inconsistance des entrées avec la méthode de l'*AMIBM*. Pour la détermination de l'entrée inconsistante, on peut analyser la plus grande valeur absolue dans l'*AMIBM*. La valeur de l'entrée du biais c_{ij} de

la matrice C sera négative si l'entrée la plus inconsistante a_{ij} de la matrice A est plus grande que sa valeur correcte théorique. Cela indique que la valeur moyenne du jugement indirect, c'est-à-dire $a_{ij} = a_{ik} a_{kj}$, est moins grande que celle du jugement direct, c'est-à-dire a_{ij} (Ergu et Kou, 2013, pp. 359-361). Pour détecter l'entrée la plus inconsistante, on utilise la formule suivante :

$$\tilde{a}_{ij} = \frac{1}{n-2} \sum_{k=1, \neq i, j}^n a_{ik} a_{kj} \quad (3.21)$$

Ergu et Kou soutiennent que l'*AMIBM* peut identifier les entrées inconsistantes en trouvant la donnée la plus grande avec le signe négatif (donc la donnée avec la plus petite valeur) et ajuster cette inconsistance avec la révision de cette matrice en faisant l'évaluation de l'inconsistance de cette matrice avec cette entrée (Idem, p. 363). Bien que la méthode de l'utilisation de l'*AMIBM* est efficace pour la détection et la résolution des entrées, les auteurs soutiennent que l'analyse des exemples compliqués requiert son évaluation pour déterminer sa performance (Idem, p. 365).

Miao et al. proposent un algorithme pour la réparation optimale d'un sous-ensemble d'une base de données inconsistantes dans lequel ils développent le ratio de l'approximation suivant :

$$(2 - 1/2^{\sigma-1}) \quad (3.22)$$

dans lequel δ désigne le nombre des dépendances fonctionnelles. Dans ce cas, ce sous-ensemble de la base de données sera consistant et sa réparation sera optimale lorsque le minimum de coût est dépensé pour la résolution de son inconsistance (Miao et al., 2020, p. 2061). Sarmanho et al. proposent utiliser les programmes basés sur un sémaphore qui explorent les informations de contrôle, de données, de communication et de synchronisation lorsqu'il existe plusieurs processus ou menaces qui exécutent les tâches simultanément. Cette synchronisation se fait pour

résoudre le problème de l'inconsistance des données. Un sémaphore est un objet avec une valeur entière à manipuler avec deux routines. Ces routines peuvent être *sem wait* () et *sem post* (). Le comportement du sémaphore est déterminé par sa valeur initiale, l'initialisation de ce premier à une valeur doit se faire avant d'appeler une autre routine pour interagir avec lui (Sarmanho et al., 2008, pp. 337,338). L'information de flux de données doit considérer l'association de la définition d'une variable et son utilisation dans différents processus de menace. L'activité de l'évaluation de ces processus devient compliquée avec l'utilisation de la mémoire partagée lors de la communication de ces processus. Les auteurs proposent un critère d'évaluation structurale pour les programmes à plusieurs processus de menace basés sur l'utilisation des sémaphores. Le modèle qu'ils utilisent supporte les critères et inclut les attributs importants, par exemple, la synchronisation, la communication, le parallélisme et la concurrence lors des analyses statiques et dynamiques de ces processus (Ibid). Doder et Vesic expliquent les différentes techniques pour la réduction et la résolution de l'inconsistance de la base de connaissance. Ils définissent une opération qui permet de réduire ce type d'inconsistance lors de la perte d'une quantité minimale d'information. Ils proposent deux différentes méthodes pour la comparaison de ces bases de connaissance. La première méthode comprend un ordre partiel dans l'ensemble de la base de connaissance. Les auteurs déterminent cette relation et identifient les liens avec les mesures de l'inconsistance de la classe particulière. Ils déterminent aussi les liens entre l'ordre partiel et les mesures de l'information. Une mesure de l'inconsistance donne un numéro qui indique comment la base de connaissance a l'inconsistance. En ce qui concerne la deuxième méthode, ils proposent la comparaison des bases de connaissance à fin de définir la classe des métriques pour déterminer la distance des bases de connaissance (Doder et Vesic, 2015, pp. 27,28).

Les auteurs proposent l'utilisation de l'opération $\varphi_{del}(\alpha_i)$ comme une opération

de base pour réduire l'inconsistance de la base de connaissance afin de créer le minimum de changement de cette dernière. De plus, ils soutiennent que les opérations définissent les bases de connaissance consistantes les plus proches (Idem, p. 36).

Li et al. expliquent que le nettoyage des données inconsistantes est très difficile surtout lorsqu'il existe des dépendances fonctionnelles conditionnelles ayant les prédicats intégrés dans les données, ce qui cause plus de valeurs à réparer. Les auteurs proposent l'utilisation d'un algorithme dit *DLA* qui enlève cette dépendance. Cet algorithme est basé sur l'ensemble de dépendance maximale. L'algorithme de la réparation *C-Repair* fait l'intégration de coût minimum et la corrélation des attributs. Donc, la réparation des données inconsistantes avec cet algorithme se fait selon un minimum de coût basé sur la corrélation des attributs et la computation de la distance pondérée. Les éléments réparés sont marqués avec un drapeau pour s'assurer que leur convergence se fait en même temps. (Li et al., 2018, pp. 1-22) De plus, les auteurs comparent l'efficacité de ces algorithmes pour la réparation de l'inconsistance des données. Ils soutiennent que le premier algorithme, c'est-à-dire l'algorithme *DLA*, améliore la précision de la détection et de la complétude de cette réparation. (Idem, p. 24)

Les méthodes de prise de décision sont préférables, puisque ces méthodes sont conformes au modèle de l'arbre vu qu'elles n'utilisent pas des algorithmes complexes et qu'elles sont simples à appliquer aux éléments de ce modèle, notamment aux démarqueurs des membres de la catégorie en question. L'utilisation du modèle de l'arbre avec l'une de ces méthodes, la méthode TOPSIS, n'est pas la réduction du problème cognitif à celui de prise de décision. En fait, le modèle de l'arbre est un modèle de prise de décision et il explique dans quelle situation l'individu maintient ou rejette les membres de la catégorie qu'on analyse à partir de la dynamique de démarcation qu'on a expliqué plus haut dans cette thèse.

Laquelle méthode parmi celles qui sont présentées dans tableau 3.1 est la meilleure pour être appliquée dans la prédiction, l'analyse, la détection et la résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques au niveau des catégories? J'expliquerai les critères pour justifier le choix de l'algorithme pour cette application.

Il est important de noter qu'aucun de ces algorithmes n'a pas été utilisé pour détecter et résoudre l'inconsistance des croyances épistémiques. L'ensemble des algorithmes présentés dans le tableau 3.1 sont capables de détecter et de résoudre l'inconsistance des données. Cependant, il faut considérer leur différence qui fait que seulement l'un parmi tous est applicable à la détection et à la résolution de l'inconsistance des réponses de l'individu aux questions à traiter sur les démarqueurs des membres de la catégorie en question.

La figure ci-dessus présente les étapes de la méthode TOPSIS (Zulqarnain et al., 2020 ; Yadav et al., 2019 ; Sangchini et al., 2017). Les étapes de cet algorithme sont les suivantes : Tout d'abord, on choisit les alternatives (les candidats) et les critères (les attributs). Ensuite, on ajoute les termes et les degrés de leur considération.

L'étape suivante consiste à déterminer les valeurs de ces degrés des critères des candidats dans les matrices de la décision dites les décideurs (*decision makers*). Ensuite, on combine les valeurs des cases des décideurs. Pour ce faire, les premières valeurs dans chaque case de la matrice de décision combinée seront les valeurs minimales des premières valeurs des cases des deux décideurs, les deuxièmes valeurs des cases de cette matrice seront la moyenne des deuxièmes valeurs des cases des décideurs, et les troisièmes valeurs des cases de cette matrice seront les valeurs maximales des troisièmes valeurs des cases des décideurs, respectivement. La prochaine étape consiste à faire la normalisation des données. Après avoir déterminé les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée, on détermine la solution idéale positive floue ou *fuzzy positive ideal solution (FPIS)* et la solution

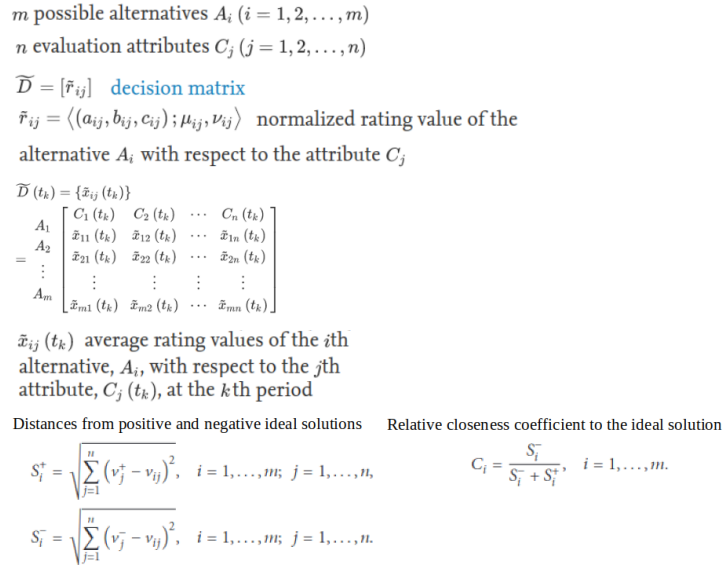


Figure 3.4: L'algorithme de la méthode TOPSIS

idéale négative floue ou *fuzzy negative ideal solution (FNIS)*, les valeurs de la distance de chaque alternative par rapport à ces paramètres (d), et leurs sommes (d_i^* et d_i^-). La dernière étape de cet algorithme consiste à faire le calcul du coefficient de proximité, c'est-à-dire le rapport de la valeur de d_i^- à celle de la somme de d_i^* et d_i^- .

Les étapes formalisées de TOPSIS ont été présentées dans plusieurs travaux de recherche (Zulqarnain et al, 2020 ; Yadav et al., 2019 ; Sangchini et al., 2017 ; Chen et al., 2011 ; Triantaphyllou et Lin, 1996, pp. 284-286 ; Fei et al., 2016, pp. 6, 7). Dans l'algorithme TOPSIS qu'ils ont présenté, S_i^+ et S_i^- désignent d_i^* et d_i^- , respectivement.

3.3.2 Avantages de topsis aux autres méthodes de prise de décision

Quels sont les critères qu'il faut considérer pour choisir le meilleur algorithme parmi ceux-ci pour cette application ? Les critères de sélection de l'algorithme

selon lesquels j'ai choisi l'algorithme de l'analyse de l'inconsistance des données sont les suivants : 1. la simplicité, 2. l'aspect implémentable en Python, 3. la compatibilité avec le modèle de l'arbre, 4. l'aspect approprié pour l'analyse des attributs incommensurables dont les unités de mesure ne sont pas pareilles et dont les effets sur la sortie sont opposés.

Les démarqueurs sont les attributs incommensurables puisqu'ils ont les unités de mesure différentes et certains démarqueurs (le démarqueur fort et les démarqueurs faibles) ont l'effet positif dans la distinction et la démarcation des catégories, alors que certains autres (les démarqueurs marginaux) ont l'effet négatif pour cette distinction lorsque l'individu les confond avec les démarqueurs marginaux d'une autre catégorie puisqu'ils sont en comment pour les membres des catégories. Selon ces critères, l'algorithme *technique for order preference by similarity to ideal solution* (TOPSIS) a été le meilleur, puisque cet algorithme est simple au niveau de son contenu et au niveau de sa procédure de l'utilisation. Il est possible de l'implémenter en Python. Il est compatible avec le modèle de l'arbre. De plus, au contraire des autres algorithmes du tableau 3.1, il est utilisable pour l'analyse des attributs incommensurables (Lourenzutti et Krohling, 2016 ; Huang et Huang, 2012 ; Peng et al. 2011).

Il est important de noter qu'il existe deux types de l'inconsistance de données analysés dans cette thèse : 1. l'inconsistance au niveau des données d'entrée dans l'algorithme TOPSIS, 2. l'inconsistance au niveau des caractéristiques ou des attributs dans l'analyse avec TOPSIS.

Le premier type de l'inconsistance concerne les réponses aux questions traitées qui se trouvent dans mon logiciel pour déterminer la contradiction ou l'inconsistance au niveau des croyances épistémiques dont la liste se trouve dans ma thèse et dans mon logiciel. Comme expliqué plus haut, à part TOPSIS, certaines autres

méthodes de prise de décision sont capables d'analyser ce type d'inconsistance.

Le deuxième type de l'inconsistance concerne l'aspect incommensurable des caractéristiques à analyser. Il s'agit des caractéristiques dont les unités de mesure sont différentes les unes des autres (par exemple, le démarqueur fort et les démarqueurs faibles (qui aident à distinguer ou plus ou moins à distinguer les membres d'une catégorie de ceux d'une autre catégorie) et les démarqueurs marginaux (qui n'aident pas à faire cette distinction), qui seront présentées et analysées pour la catégorie d'oiseaux.

TOPSIS est le seul algorithme capable de faire l'analyse de ces caractéristiques incommensurables et les autres techniques de prise de décision ne font pas ce type d'analyse, puisque seul TOPSIS considère les caractéristiques positives (les profits) et les caractéristiques négatives (les coûts). Un autre avantage de cette méthode aux autres techniques de prise de décision est que cette première est capable de déterminer le meilleur alternatif (dans le cas de l'analyse dans cette thèse, il s'agit de meilleur membre de la catégorie en question) et de donner les valeurs numériques du ratio de ses distances par rapport à la solution idéale positive (c'est-à-dire la valeur maximale pour les critères du profit et la valeur minimale pour les critères du coût) et par rapport à la solution idéale négative (c'est-à-dire la valeur maximale pour les critères du coût et la valeur minimale pour les critères du profit). Nous verrons dans le chapitre 5 de la thèse qu'il s'agit du prototype de la catégorie en question à partir du classement des membres de cette catégorie avec TOPSIS.

En fait, puisque les autres techniques de prise de décision ne considèrent qu'un type de caractéristiques, on ne peut pas analyser l'ensemble des profits et des coûts avec ces techniques. C'est pourquoi, comme discuté plus haut, seul TOPSIS est capable de faire l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir

des démarqueurs des membres de la catégorie en question.

Deux sortes d'entités cognitives, c'est-à-dire les membres de la catégorie d'oiseaux et leurs démarqueurs, sont implémentées dans mon logiciel. Ces entités cognitives sont équivalentes avec les candidats et leurs critères dans la méthode TOPSIS, respectivement. Donc, les degrés d'appartenance des critères qu'on analyse avec TOPSIS sont dûs à l'attribution des mêmes degrés d'appartenance des démarqueurs dans le modèle de l'arbre. L'équivalence de ces données d'entrée dans le modèle de l'arbre et la méthode TOPSIS simplifie l'utilisation des paramètres qu'on présentera dans le dernier chapitre de la thèse pour l'implémentation dans mon logiciel.

Le tableau 3.2 présente les avantages et les inconvénients des algorithmes de prise de décision pour le traitement des démarqueurs des membres des catégories pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques.

Avantages de la méthode TOPSIS :

La méthode TOPSIS a certains avantages importants par rapport aux autres algorithmes de prise de décision comme présentés dans le tableau 3.2. L'algorithme TOPSIS, au contraire des autres algorithmes, peut détecter et résoudre l'inconsistance des données incommensurables. Pourquoi ce critère est requis dans l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir des catégories ? Les démarqueurs des membres de chaque catégorie n'ont pas la même unité de mesure. Autrement dit, ils sont les caractéristiques incommensurables dont les unités de mesure sont différentes (ex. : pondre et voler pour la catégorie d'oiseaux). En fait, il s'agit des données qui ne vont pas les unes avec les autres en raison des unités différentes ou bien leurs effets différents sur la sortie des données. Donc, pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques basée sur l'étude des catégories à partir de l'analyse de leurs démarqueurs, il est nécessaire d'utiliser un algorithme

Tableau 3.2: Les avantages et les inconvénients des algorithmes de prise de décision pour le traitement des démarqueurs des membres des catégories pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques

Algorithme de prise de décision	Avantages et inconvénients	Traitement
Processus de hiérarchie analytique originale (AHP) originale	Ce modèle peut traiter l'inconsistance des données. Cependant, les données qu'il traite doivent être homogènes.	L'algorithme de ce modèle n'est pas approprié pour le traitement des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres des catégories, puisqu'il s'agit des données incommensurables.
Processus de hiérarchie analytique idéale (AHP) idéale	Ce modèle peut traiter l'inconsistance des données. Cependant, les données qu'il traite doivent être homogènes.	L'algorithme de ce modèle n'est pas approprié pour le traitement des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres des catégories, puisqu'il s'agit des données incommensurables.
Modèle de la somme pondérée	Ce modèle peut traiter l'inconsistance des données. Cependant, les données qu'il traite doivent être homogènes.	L'algorithme de ce modèle n'est pas approprié pour le traitement des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres des catégories, puisqu'il s'agit des données incommensurables.

Algorithme de prise de décision	Avantages et inconvénients	Traitement
Modèle du produit pondéré	Ce modèle peut traiter l'inconsistance des données. Cependant, les données qu'il traite doivent être homogènes.	L'algorithme de ce modèle n'est pas approprié pour le traitement des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres des catégories, puisqu'il s'agit des données incommensurables.
TOPSIS	Ce modèle peut traiter l'inconsistance des données incommensurables.	L'algorithme de ce modèle est approprié pour le traitement des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres des catégories, puisqu'il s'agit des données incommensurables.

qui soit capable de traiter les données incommensurables. Parmi les algorithmes présentés dans le tableau 3.2, seulement l'algorithme TOPSIS détecte et résout l'inconsistance des données incommensurables au niveau des démarqueurs. Donc, seulement cet algorithme peut être utilisé pour déterminer l'inconsistance des réponses de l'individu de mon logiciel par rapport aux démarqueurs des membres de la catégorie en question. En plus, on peut l'utiliser pour la caractérisation et la prédiction de cette inconsistance. Enfin, un autre avantage de TOPSIS est qu'il détermine les distances des candidats ou des alternatifs, il s'agit des membres de la catégorie en question dans les analyses dans cette thèse, à partir de la solution idéale positive et la solution idéale négative. Il détermine aussi leur classement selon ces distances. Les autres algorithmes de prise de décision ne déterminent ni ces distances ni le classement des candidats selon ces dernières. Donc, j'ai utilisé cet algorithme pour la caractérisation, la détection, la résolution et la prédiction de l'inconsistance des croyances épistémiques.

La figure 3.5 présente les schémas des alternatives ou des candidats pour TOPSIS. Dans la figure 3.5a, les données de ces candidats sont les points A_1 et A_2 , leurs caractéristiques ou attributs sont les autres points qui se trouvent au milieu du diagramme et les deux extrémités, c'est-à-dire la solution idéale positive et la solution idéale négative pour chacun des candidats, c'est-à-dire les points A^+ et A^- , dans la méthode TOPSIS (Balioti et al., 2018). Dans la figure 3.5b, les membres de la catégorie d'oiseaux en tant que les alternatives ou les candidats pour l'algorithme TOPSIS (les membres C-1 et C-2, c'est-à-dire le canari A et la poule B) sont présentés et les extrémités sont les solutions idéales positives et négatives de leurs démarqueurs, respectivement.

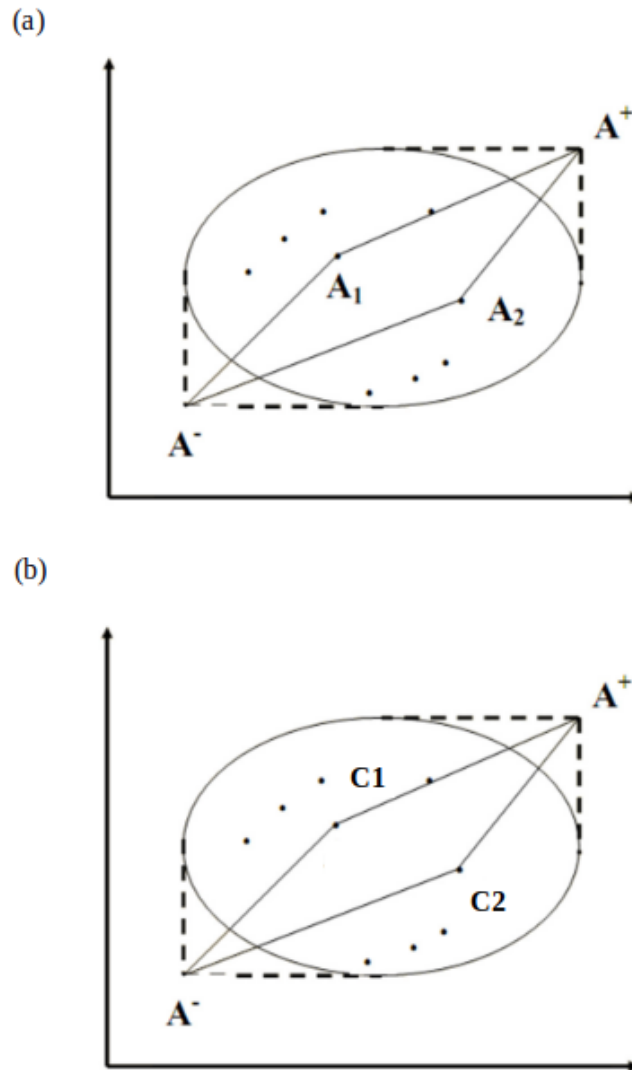


Figure 3.5: Schéma des alternatives ou des candidats pour l'analyse avec TOP-SIS. (a) pour deux alternatives avec leurs extrémités, (b) pour les membres de la catégorie d'oiseaux avec leurs extrémités

3.3.3 TOPSIS et la logique floue

La technique TOPSIS a été utilisée largement avec la logique floue pour déterminer le meilleur candidat parmi plusieurs. Dans cette partie de la thèse, j'explique certaines de ces applications.

La prise de décision multicritère floue ou *Fuzzy Multicriteria Decision Making (FMCDM)* est une méthode de prise de décision pour déterminer la meilleure alternative parmi un certain nombre d'alternatives. L'avantage de cette technique par rapport aux autres méthodes de prise de décision est que cette première traite les alternatives qui sont basées sur certains critères généralement sous la forme d'actions, de règles ou de normes utilisées dans la prise de décision. La prise de décision chez les humains est un processus imprécis qui nécessite le processus semblable. La principale faiblesse de TOPSIS a été le manque de la capacité à gérer l'imprécision dans la prise de décision. Cette faiblesse a été corrigée dans une étude récente avec l'introduction de plusieurs critères de prise de décision en groupe flou (FMCDM). Les auteurs ont utilisé le TOPSIS flou pour déterminer l'alternative la plus appropriée en fonction des différents critères de sélection et pour présenter la réactivité des experts. Il est important de noter que cette méthode peut choisir la meilleure alternative parmi un certain nombre d'alternatives en fonction de certains critères spécifiques. Les auteurs ont utilisé un exemple numérique sur FMCDM pour décrire l'efficacité de la méthode proposée (Jumarni et Zamri, 2018).

La méthode TOPSIS a été utilisée avec le modèle de structure de croyances pour l'analyse des données incertaines. Dans cette étude, les degrés de croyances dans une structure hiérarchisée ont été pris en compte et leur quantification a été faite avec leur pondération (Jiang et al., 2011; Yang et Sen, 1994). Cependant, les auteurs n'ont pas étudié les croyances épistémiques, ni leur inconsistance, ni l'effet

des catégories sur cette inconsistance.

Dans une autre étude récente, la méthode TOPSIS et la logique floue ont été utilisées pour déterminer le meilleur candidat parmi plusieurs fertilisateurs. En utilisant la logique floue, les auteurs ont déterminé la valeur des degrés d'appartenance en fonction du poids des critères de chaque alternative. En utilisant la méthode TOPSIS et la logique floue, ils ont pu obtenir l'information sur le meilleur candidat (Indahingwati et al., 2018).

L'utilisation de TOPSIS a été proposée pour apporter un soutien méthodologique à la prise de décision basée sur des scénarios pour leur analyse. L'originalité de cette approche par rapport aux autres a été basée sur l'évaluation et le classement des scénarios dans leur ensemble avec une simplification d'une réalité plus complexe, dans laquelle différentes entités interagissent les unes avec les autres. Cette approche a permis aux décideurs de mesurer l'impact des interactions d'une entité en utilisant les cartes cognitives floues et la méthode TOPSIS incluant un exemple numérique (Salmeron et al., 2012).

Dans une autre étude, la qualité du service, l'un des facteurs les plus importants qui augmente l'utilisation du système de transport public (PTS), a été étudiée. Pour améliorer la qualité du service du PTS, de nombreux problèmes tels que la congestion du trafic, la pollution de l'air et du bruit et la consommation d'énergie peuvent être résolus. Les auteurs ont appliqué une méthodologie hybride qui consiste en la méthode de qualité de service qui catégorise les critères d'évaluation et la méthode TOPSIS floue qui classe les alternatives est suggérée pour l'évaluation de la qualité de service dans le PTS. La méthodologie proposée a été appliquée dans un cas réel pour analyser le PTS à Istanbul. Les auteurs ont déterminé l'entreprise de transport public qui offre la plus grande satisfaction à la clientèle (Erdoğan et al., 2013).

La méthode TOPSIS et la logique floue ont aussi été utilisées pour faire le diagnostic du trouble mental. Les auteurs ont démontré la faisabilité, la validité et la nécessité des résultats théoriques avec cette approche. Cette analyse a démontré que le résultat du diagnostic a été plus précis lorsque les interrelations sur les symptômes ont été prises en compte. Les auteurs ont fourni cette approche pour améliorer la précision du diagnostic clinique du trouble mental dans lequel la bipolarité et la complexité ont été prises en compte (Han et al., 2018).

Dans une autre étude, un nouveau modèle de prise de décision à attributs multiples (MADM) floue a été développé en intégrant la technique de préférence de commande par similarité avec le TOPSIS et les cartes cognitives floues. Ce modèle a permis aux décideurs de modéliser des problèmes de prise de décision complexes avec une méthodologie efficace pour la structuration des problèmes, la capacité de modéliser les interdépendances entre les attributs du problème et la capacité de gérer les incertitudes. Le modèle proposé a été évalué pour résoudre un problème de sélection de stratégie basé sur les forces, les faiblesses, les opportunités et les menaces (Baykasoğlu et Gölcük, 2015).

Malgré la diversité de ces études effectuées avec le TOPSIS et la logique floue, les auteurs n'ont pas comparé les résultats avec les données non flouifiées (*crisp*). Autrement dit, ils n'ont pas montré l'effet des catégories dans la cognition avec cette technique. De plus, l'étude de l'inconsistance des croyances épistémiques n'a jamais été faite avec cette méthode auparavant. Dans cette thèse, nous verrons comment on fait l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec les données triangulaires floues et leurs valeurs moyennes pour déterminer comment l'évaluation de l'inconsistance de ces croyances est influencée par la nature flouifiée et non flouifiée des données.

3.4 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la présentation et à l'analyse des éléments importants des différentes méthodes pour la modélisation de l'inconsistance des croyances épistémiques. Nous avons vu les différences au niveau des modèles et des algorithmes qui peuvent servir à cette fin. Nous avons montré que le modèle de l'arbre est capable d'analyser le problème de la confusion des catégories comme le résultat de l'inconsistance des croyances épistémiques en utilisant la logique floue. Nous avons aussi vu que parmi les algorithmes de prise de décision, TOPSIS est la technique la plus appropriée qui peut nous servir à analyser, à prédire, à détecter et à résoudre l'inconsistance des croyances épistémiques, puisqu'elle peut analyser les caractéristiques incommensurables, celles qui se trouvent en tant que les démarqueurs des membres des catégories présentés dans le modèle de l'arbre. Dans le prochain chapitre, nous verrons l'application des modèles informatiques pour l'analyse de cette inconsistance dans l'état cognitif de l'individu.

CHAPITRE IV

TRAITEMENT INFORMATIQUE DE L'INCONSISTANCE DES CROYANCES ÉPISTÉMIQUES

4.1 Codage des entités cognitives et la programmation de l'inconsistance des croyances épistémiques

Le codage des entités cognitives, notamment des catégories, est une partie importante de cette thèse. Cette section comprendra les paramètres qu'on utilise pour déterminer l'inconsistance des croyances épistémiques. Ce codage dépend de la modélisation des catégories et des paramètres à inclure dans les modèles à utiliser. Pour ce faire, j'ai utilisé la librairie du langage Python qui comprend des fonctions qui s'utilisent pour démontrer les relations entre des catégories. Le code final comprend l'implémentation de ces fonctions en Python. Par exemple, pour coder la confusion de la catégorie d'oiseaux avec les autres catégories, il faut faire entrer certains membres de la catégorie d'oiseaux et de leurs caractéristiques à partir du tableau 1.1 de la section 1.6 de la thèse.

La programmation de la confusion des catégories, est une partie importante de ma thèse de doctorat en informatique. Cette programmation comprend ce codage à partir de modèle de l'arbre.

4.2 Logiciel pour identifier l'inconsistance des croyances épistémiques

Le logiciel que j'ai développé est capable de prédire, de détecter, d'analyser et de résoudre l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'analyse des catégories.

Le remplacement d'un ou plusieurs membres d'une catégorie par l'un ou plusieurs membres d'une autre catégorie ou le remplacement d'une caractéristique forte d'un membre d'une catégorie par une autre caractéristique du membre d'une autre catégorie chez l'individu peut causer le problème cognitif d'une sorte qu'il ne soit plus capable de distinguer les deux catégories. Le déplacement des membres d'une catégorie ou de leurs caractéristiques dans l'état cognitif de l'individu peut aussi causer ce problème cognitif. Ces problèmes peuvent être déterminés à partir des réponses des individus aux questions à traiter. Ces questions concernent les membres des catégories et leurs démarqueurs pour analyser le changement du classement des membres des catégories pour identifier le problème cognitif chez les individus. Ce logiciel permet non seulement d'identifier ce problème cognitif, mais aussi de suggérer les solutions pour le résoudre en proposant différentes propositions pour la vérification de la croyance des individus au niveau des membres des catégories et de leurs démarqueurs.

4.3 Expérimentation

Dans cette section, nous verrons la partie expérimentale de cette thèse à partir des exemples à analyser avec la méthode TOPSIS.

4.3.1 Implémentation en langage python

Mon outil informatique présente une liste d'énoncés de croyances à l'individu (ex. : Certaines caractéristiques aident à distinguer les oiseaux et les autres animaux, ou une caractéristique attribuée à un membre d'une classe peut aussi être attribuée à un autre de ses membres, etc.), d'évaluer par la logique leur consistance et de travailler à éliminer leur inconsistance s'il y en a lieu en donnant les réponses correctes à l'individu. Il fait cette évaluation de consistance au niveau des catégories à partir du modèle de l'arbre. Les données d'entrée, c'est-à-dire les degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie en question et leurs poids, sont préparées à partir des réponses aux questions à traiter dans les tableaux des matrices de TOPSIS pour être utilisées pour des analyses numériques dans mon logiciel (voir le chapitre 5).

Le questionnaire que j'ai développé pour une étude statistique ultérieure présente les questions pour l'évaluation de la consistance des croyances des individus à partir de la connaissance qu'ils ont obtenue, c'est-à-dire la consistance de leurs croyances épistémiques. Ce questionnaire inclut des questions sur les catégories, leurs membres y compris entre autres les prototypes et leurs démarqueurs. Il existe des questionnaires en Python sur le Web (ex. : sur le site web GitHub). Cependant, ils n'ont pas été créés pour l'analyse des croyances épistémiques ni pour la prédiction, la détection et la résolution de leur inconsistance.

Tous les trois types de démarqueurs sont présentés dans ce questionnaire. Par exemple, le démarqueur fort des membres de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire avoir le chant d'oiseau, les démarqueurs faibles de cette catégorie, c'est-à-dire voler, avoir des ailes, pondre, avoir un bec, et leurs démarqueurs marginaux, c'est-à-dire la taille et la couleur, sont les caractéristiques qui y sont présentées.

En ce qui concerne l'évaluation de la consistance des croyances épistémiques, mon code en Python inclut une liste des membres de la catégorie d'oiseaux (tableau 1.1, section 1.6), et les questions sur l'appartenance de ces membres et de leurs caractéristiques aux catégories en question. Les réponses aux questions à traiter déterminent s'il y a la consistance de leurs croyances épistémiques ou non à partir des analyses numériques dans mon logiciel en Python.

Lentz a utilisé *scikit - fuzzy (skfuzzy)*, une collection des algorithmes de la logique floue en Python qui fonctionne avec le package *Numpy*, ce dernier pour la computation scientifique, afin de déterminer les valeurs des degrés d'appartenance dans les ensembles flous pour les variables élevées, moyennes et faibles pour l'intégration de l'information dans les capteurs robotiques (Lentz, 2018). Pour déterminer les relations entre les caractéristiques de démarcation (démarqueurs) des membres des catégories en question et pour appliquer les opérateurs de la logique floue standard, j'ai utilisé *skfuzzy* dans mon logiciel (voir la section B de l'annexe).

Les questions qu'on traite sont les suivantes :

1. Est-ce que l'individu croit qu'une caractéristique d'un membre de la catégorie d'oiseaux l'aide à le distinguer d'un non-oiseau ?
2. Est-ce qu'il croit qu'un oiseau peut-il être considéré comme un mammifère ?
3. Est-ce qu'il croit qu'une caractéristique des oiseaux est forte (ou faible) pour aider à le distinguer d'un non-oiseau ?
4. Est-ce qu'il croit que croire que le mammifère qui a des caractéristiques des non-oiseaux peut être un oiseau plus ou moins important a du sens ?
5. Est-ce qu'il croit qu'une caractéristique peut être crue comme un indice pour déterminer un non-oiseau ?
6. Est-ce qu'il croit qu'une caractéristique est essentielle pour la distinction des oiseaux ?

7. Est-ce qu'il croit que lors de la hâte ou de la distraction un membre peut remplacer un autre membre dans la catégorie d'oiseaux ?

8. Combien la considération d'une caractéristique chez certains animaux aide à l'individu à croire à une distinction des oiseaux et des non-oiseaux ?

L'ensemble des caractéristiques de démarcation des catégories (démarqueurs) de voler, d'avoir des ailes, de pondre, d'avoir un bec, d'avoir le chant d'oiseau, de taille et de couleur peut être considéré dans ces questions.

Les modèles UML préparés pour la construction de mon logiciel représentent les différents aspects concernant l'évaluation de l'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu à partir de l'étude de ses réponses aux questions présentées dans cette section.

4.3.2 Modélisation pour la construction du logiciel

La figure 4.1 présente les modèles UML. Selon le modèle de cas d'utilisation (figure 4.1a), les individus suivants ont les rôles différents. L'expert, l'opérateur, l'administrateur,¹ et l'utilisateur sont les individus qui sont actifs pour gérer, modifier et utiliser ce logiciel, respectivement. L'utilisateur peut consulter des informations concernant le fonctionnement de l'opérateur. Les deux sortes d'utilisateurs sont les membres et les non-membres. Les membres peuvent communiquer avec l'opérateur. Les membres doivent s'authentifier pour utiliser le logiciel pour l'évaluation de l'inconsistance de leurs croyances épistémiques. Les non-membres peuvent devenir des membres pour utiliser le logiciel développé dans cette thèse. Pour ce faire, ils doivent s'authentifier. Ensuite, ils peuvent utiliser le formulaire

1. Dans la première étape, on considère les tâches de l'expert, de l'administrateur et de l'opérateur. Après la mise en fonction de mon logiciel en ligne et son utilisation par les individus, étant donné que les tâches définies pour ces individus sont différentes, plusieurs individus pourront s'en occuper.

pour l'évaluation de l'inconsistance de leurs croyances épistémiques. L'opérateur est une machine² qui communique avec les membres. Ce premier peut distinguer le problème cognitif des membres, l'analyser, le corriger et envoyer le message concernant le rapport au système. Pour effectuer ces tâches, la machine s'authentifie pour utiliser le logiciel du système. L'expert peut créer et modifier le contenu cognitif de l'opérateur. Pour ce faire, il utilise un logiciel. L'administrateur gère le système. Il crée les comptes associés aux membres qui veulent utiliser le logiciel et il les gère, modifie ou supprime au besoin, en y ajoutant ou modifiant les informations. Il donne aussi l'accès à l'opérateur en l'activant pour que ce deuxième puisse utiliser le logiciel. L'administrateur aussi gère le message de l'opérateur. Pour effectuer ces tâches, il doit aussi s'authentifier.

Le modèle de cas de l'utilisation présente les rôles des individus dits des agents, y compris ceux des utilisateurs (des membres et des non-membres), de l'opérateur, de l'expert et de l'administrateur (figure 4.1a). Le modèle de classes (figure 4.1b) représente l'ensemble des classes qui correspondent aux concepts indiqués dans le modèle de cas d'utilisation (figure 4.1a). Les rôles et les nombres de chaque élément du système sont indiqués sur les lignes qui lient des classes.³

Le modèle d'état-transition de membre (figure 4.1c) représente les relations des états incluant les étapes dans lesquelles les membres sont impliqués. Tout d'abord, les membres doivent s'authentifier. Ensuite, ils peuvent consulter les informations

2. Dans la première application du logiciel que j'ai créé, l'opérateur est la machine, mais dans les autres applications, il peut être le robot ou le biosenseur (ce dernier est un outil qu'on utilise pour l'analyse du fonctionnement du cerveau des patients qui souffrent des maladies cérébrales).

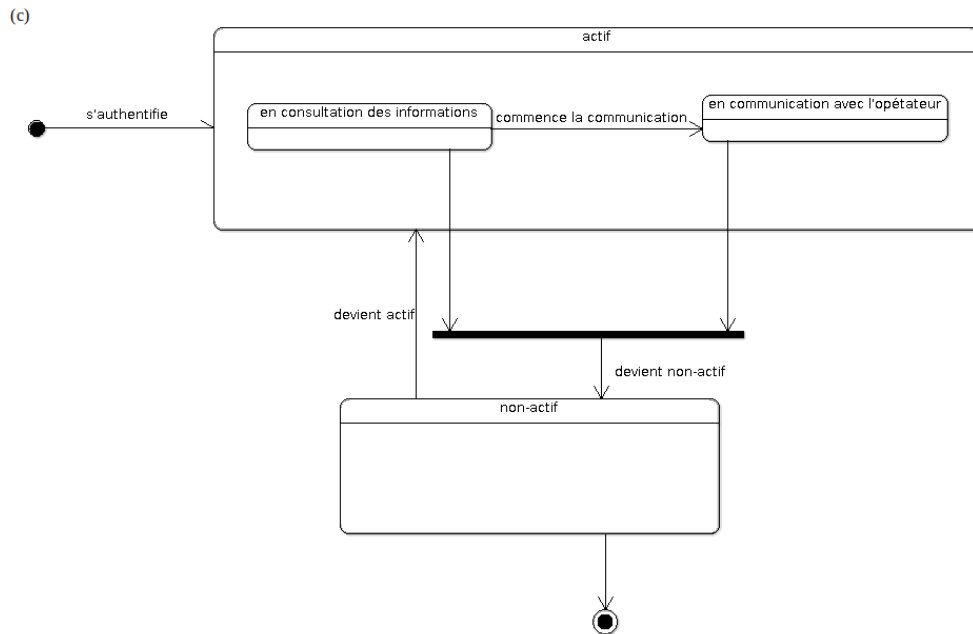
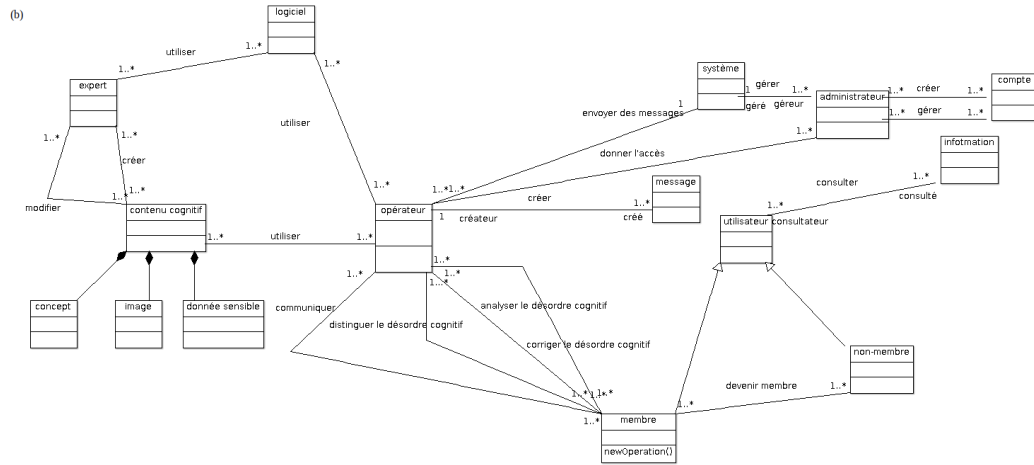
3. Le logiciel peut prévoir, évaluer et résoudre l'inconsistance des croyances épistémiques des individus à partir de leurs réponses aux questions à traiter sur les membres des catégories et sur leurs démarqueurs. Une analyse peut aussi se faire sur l'inconsistance cognitive des individus au niveau des données sensibles (la lumière, le son, etc.), les concepts et les images qu'ils conçoivent dans leurs intuitions, leurs entendements et leurs imaginations, respectivement. Cette deuxième analyse n'est pas l'objectif de cette thèse, mais elle pourra éventuellement se faire dans une étude postérieure.

sur le logiciel, commencer leurs communications avec l'opérateur. Donc, dans l'état actif, ils seront soit en consultation des informations sur le logiciel soit en communication avec l'opérateur. Autrement dit, les membres sont actifs pour effectuer ces tâches, mais ils peuvent se désactiver pour être dans l'état non actif. Les transitions entre l'état actif et l'état non actif des membres sont présentées dans la figure 4.1c.

Le modèle d'état-transition de l'opérateur (figure 4.1d) représente les états de transition de l'opérateur incluant les étapes dans lesquelles il est impliqué. Tout d'abord, l'opérateur doit s'authentifier. Ensuite, il entre dans l'état actif incluant les étapes suivantes : il entre en communication avec les membres. Pour aller d'une étape à partir de l'étape précédente, il commence les tâches suivantes. Il commence la distinction du problème cognitif des individus au niveau de leurs croyances épistémiques. Ensuite, il peut analyser les données (contenus cognitifs) et les utiliser avec le logiciel. Les données (contenus cognitifs) des individus entrent en correction au cas de l'inconsistance au niveau de leurs croyances épistémiques. Il envoie le message en tant que le rapport de cette analyse au système. L'opérateur peut se désactiver et entrer dans l'état non actif. Les transitions entre l'état actif et l'état non actif sont présentées dans la figure 4.1d.

Le modèle d'état-transition de contenu cognitif du membre est présenté dans la figure 4.1e incluant les états de transitions et les étapes dans lesquelles le contenu cognitif du membre est impliqué. Ce modèle est applicable pour tous les membres qui aimeraient répondre aux questions sur leur considération des membres de la catégorie d'oiseaux et de leurs démarqueurs. Tout d'abord, ce contenu cognitif commence à être créé dès que les membres commencent à répondre aux questions à traiter sur leurs croyances épistémiques à partir de l'analyse des membres des catégories et de leurs démarqueurs.





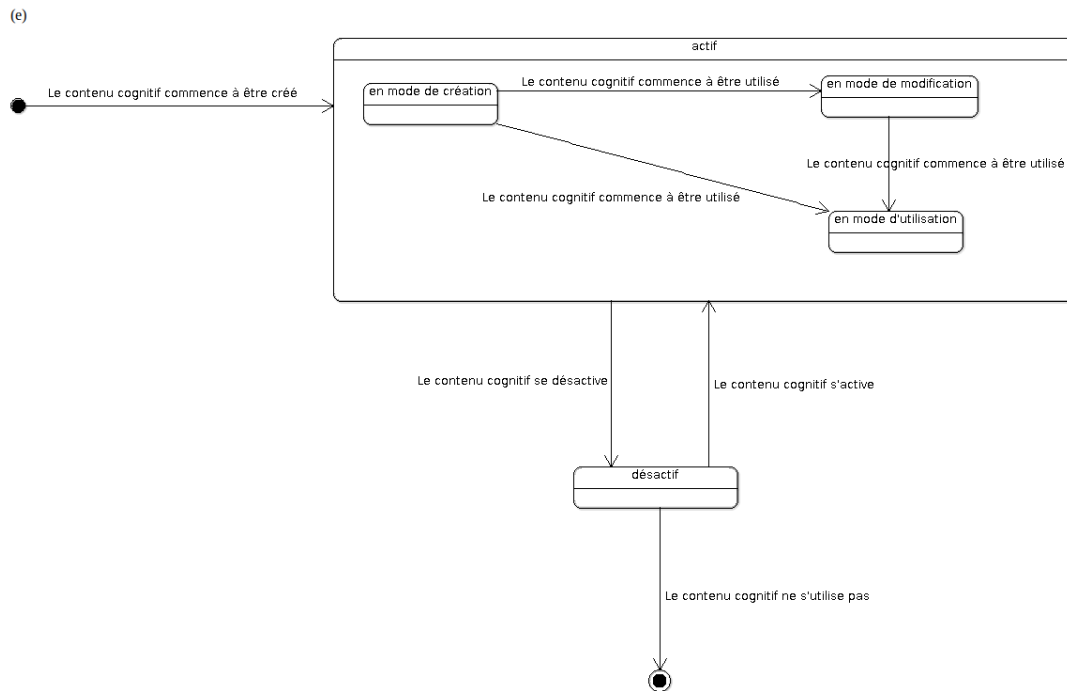
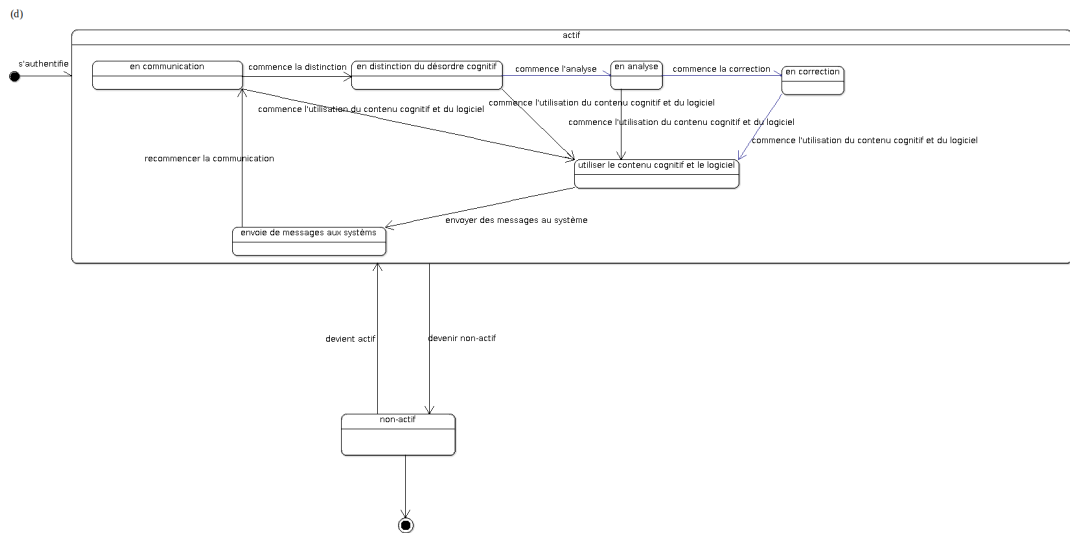


Figure 4.1: Les modèles UML. (a) le modèle de cas d'utilisation, (b) le modèle de classes, (c) le modèle d'état-transition du membre, (d) le modèle d'état-transition de l'opérateur, (e) le modèle d'état-transition de contenu cognitif du membre

Lorsque les membres deviennent actifs, leurs contenus cognitifs deviennent actifs, c'est-à-dire que le système prend l'information à propos de leurs croyances épistémiques. Donc, ils seront en mesure de répondre aux questions pour l'évaluation de la consistance de leurs croyances épistémiques et la résolution de leur inconsistance s'il y en a lieu à partir du diagnostic effectué avec l'algorithme TOPSIS. Les étapes de l'état actif sont les suivantes : d'abord, le contenu cognitif des membres est en mode de création. Donc, le contenu cognitif en tant que les données d'analyse commence à être utilisé et il entre en mode de modification ou en mode de l'utilisation. Lorsque les membres sont désactivés, leur contenu cognitif n'est pas actif, c'est-à-dire que le système ne prend pas l'information à propos de leurs croyances épistémiques à partir de leurs réponses aux questions. Donc, ils ne seront pas en mesure de répondre aux questions sur les membres des catégories et leurs démarqueurs. Après la dernière désactivation, le contenu cognitif des membres ne s'utilise plus. Les transitions entre l'état actif et l'état non actif peuvent se faire comme présentés dans la figure 4.1e.

4.3.3 Différents aspects des questions à traiter

Mon code en Python procède par les étapes suivantes :

1. Présenter à l'individu la question sur la caractéristique du membre le plus typique de la catégorie en question qui aide à le distinguer d'un membre d'une autre catégorie (ex. : Quelle est la caractéristique de canari qui aide à le distinguer d'une souris ?),
2. Présenter à l'individu les réponses suivantes à la question 1 : (a) Le canari a la couleur différente que la souris, (b) Le canari a des ailes, mais la souris ne les a pas, (c) Le canari a le chant d'oiseau, mais la souris ne l'a pas, (d) Le canari s'envole, mais la souris ne peut pas s'envoler.

La réponse correcte à cette question concernant le démarqueur fort du canari est

la réponse c,

3. Présenter à l'individu la question sur la caractéristique du membre moins typique de la catégorie en question qui aide à le distinguer plus ou moins d'un membre d'une autre catégorie (ex. : Quelle est la caractéristique du moineau qui aide à le distinguer plus ou moins d'une souris ?),

4. Présenter à l'individu les réponses suivantes à la question 3 : (a) Le moineau a la couleur différente que celle de la souris , (b) Le moineau a des ailes, mais la souris ne les a pas, (c) Le moineau a le chant d'oiseau, mais la souris ne l'a pas, (d) Le moineau s'envole, mais la souris ne peut pas s'envoler. Les réponses correctes à cette question concernant les démarqueurs faibles du moineau sont les réponses b et d,

5. Présenter à l'individu la question sur la caractéristique du membre moins typique de la catégorie en question qui n'aide pas à le distinguer des membres d'une autre catégorie (ex. : Quelle est la caractéristique du moineau qui n'aide pas à le distinguer d'une souris ?),

6. Présenter à l'individu les réponses suivantes à la question 5 : (a) Le moineau a la couleur différente que celle de la souris , (b) Le moineau a des ailes, mais la souris ne les a pas, (c) Le moineau a le chant d'oiseau, mais la souris ne l'a pas, (d) Le moineau s'envole, mais la souris ne peut pas s'envoler.

La réponse correcte à cette question concernant le démarqueur marginal du moineau est la réponse a,

7. Présenter à l'individu la question sur le membre le moins typique de la catégorie en question (ex. : Est-ce que l'ornithorynque peut être considéré comme un oiseau ?),

8. Présenter à l'individu les réponses suivantes à la question 7 : (a) Non. L'ornithorynque n'a pas de caractéristiques des oiseaux, (b) Oui. L'ornithorynque a toutes les caractéristiques des oiseaux, (c) Oui. L'ornithorynque a certaines caractéristiques des oiseaux, (d) Non. L'ornithorynque est un animal hybride, mais il

ne peut pas être considéré dans la catégorie d'oiseaux.

La réponse correcte à cette question est la réponse d. L'ornithorynque est un animal hybride avec certaines caractéristiques des oiseaux (avoir un bec, avoir des ailes, pondre), des mammifères (allaiter son nouveau-né) et de reptile (se déplacer sur la poitrine). Il peut être considéré dans la catégorie d'oiseaux.

Cependant, certains individus le considèrent par erreur comme un oiseau. Puisqu'il a des caractéristiques de mammifères et de reptile, il est le membre le moins typique de la catégorie d'oiseaux.

Les traitements algorithmiques dans mon logiciel en Python sont présentés dans le dernier chapitre de la thèse selon les étapes suivantes : 1. Considérer la connaissance de l'individu à partir de ses assertions (ses réponses aux questions que le logiciel lui présente) en tant que connaissance C' , 2. Donner des réponses à l'individu en tant qu'information I après l'évaluation de ses réponses, 3. Dédire la croyance épistémique de l'individu en tant que croyance C à partir de C' et I .

L'évaluation de la (non) contradiction des réponses de l'individu aux questions se fait pour déterminer (la consistance) l'inconsistance de ses croyances épistémiques.

Le logiciel comparera C' et I de façon suivante :

C'_1 (réponse de l'individu à la question 1)

I_1 (information que le logiciel donne à l'individu concernant C'_1)

C'_2 (réponse de l'individu à la question 2)

I_2 (information que le logiciel donne à l'individu concernant C'_2)

C'_{11} (réponse de l'individu à la question 11)

I_{11} (information que le logiciel donne à l'individu concernant C'_{11})

C'_{12} (réponse de l'individu à la question 12)

I_{12} (information que le logiciel donne à l'individu concernant C'_{12})

Les vérifications suivantes par le logiciel :

$C'_1 = I_1 ?$

$$C'_2 = I_2 ?$$

$$C'_{11} = I_{11} ?$$

$$C'_{12} = I_{12} ?$$

On aura 2 cas : 1) si toutes les réponses de l'individu aux questions présentées sont correctes, toutes les équations ci-dessus seront correctes. Dans ce cas, le logiciel déduira que l'individu a la croyance épistémique basée sur une connaissance épistémique complète sur la catégorie en question, 2) si certaines réponses de l'individu sont erronées, certaines équations ci-dessus seront correctes. Dans ce cas, le logiciel déduira que l'individu a la croyance épistémique basée sur une connaissance épistémique incomplète. Donc, on aura :

$$(C'_1 = I_1 \vee C'_2 = I_2 \vee C'_{11} = I_{11} \vee C'_{12} = I_{12}) \supset C(P = 1) \quad (4.1)$$

C' , I et C représentent la connaissance, l'information et la croyance, respectivement. P représente le niveau de la complétude de la connaissance épistémique. Si la valeur de P est 1, c'est-à-dire que la croyance épistémique de l'individu est basée sur une connaissance épistémique complète.

$$(C'_1 \neq I_1 \vee C'_2 \neq I_2 \vee C'_{11} \neq I_{11} \vee C'_{12} \neq I_{12}) \supset C(P = 0) \quad (4.2)$$

Si la valeur de P est 0, c'est-à-dire que la croyance épistémique de l'individu est basée sur une connaissance épistémique incomplète.

Le tableau 4.1 comprend les différentes possibilités de considération des paramètres (les nombres des démarqueurs forts ou faibles) pour les membres de la catégorie d'oiseaux.

Interprétation de la consistance des croyances épistémiques :

Par rapport à la reconsidération des croyances épistémiques, lorsque la croyance

épistémique de l'individu a une consistance avec ses autres croyances épistémiques lors de la vérification de ses assertions, le logiciel acceptera sa réponse et l'ajoutera à ses autres réponses (C'_1 et C'_2 et ...). Dans ce cas, il ajoutera aussi la croyance épistémique vérifiée de l'individu à ses autres croyances épistémiques vérifiées (C_1 et C_2 et ...). Sinon, il n'acceptera pas sa réponse et il lui donnera la bonne information. Dans ce cas, il n'ajoutera pas la croyance épistémique vérifiée de l'individu à ses autres croyances épistémiques vérifiées.

Un autre type de questions que mon logiciel présentera à l'individu sera pour déterminer s'il considère les membres de la catégorie et leurs caractéristiques de démarcation comme les éléments essentiels de la catégorie en question. Autrement dit, il vérifie la manière consistante de catégoriser pour les membres et leurs caractéristiques de démarcation.

Ici, nous présentons certaines questions concernant les croyances épistémiques à partir de l'analyse de la catégorie.

Exemples :

Q_1 : Est-ce que vous croyez que ce membre est un membre essentiel de cette catégorie ?

Q_2 : Est-ce que vous croyez que ce membre est le membre plus ou moins important de cette catégorie ?

Q_3 : Est-ce que vous croyez que ce démarqueur est une caractéristique essentielle de cette catégorie ?

Q_4 : Est-ce que vous croyez que ce démarqueur est la caractéristique plus ou moins importante de cette catégorie ? (voir la liste complète des questions du questionnaire développé dans la section A de l'annexe)

Si l'individu affirme les questions Q_1 et Q_3 , c'est-à-dire que la valeur du degré d'appartenance qu'il attribue au membre de la catégorie en question et à son démarqueur est égale à 1. S'il affirme les questions Q_2 et Q_4 , c'est-à-dire que

la valeur du degré d'appartenance qu'il attribue au membre de la catégorie en question et à son démarqueur est égale à 0.5.

Il n'est pas nécessaire de demander à l'individu lesquelles caractéristiques des membres de la catégorie en question il (elle) considère comme principales (démarqueur fort) et lesquelles caractéristiques de ces membres il (elle) considère comme secondaires (démarqueurs faibles). Autrement dit, il n'est pas nécessaire de déterminer combien de démarqueurs forts et de démarqueurs faibles il (elle) considère pour répondre aux questions à tariter. Pourquoi?

Il est important de noter que dans tous les cas, le nombre total des démarqueurs doit rester fixe pour avoir le même nombre de démarqueurs et la même somme de leurs degrés d'appartenance dans le cas de la consistance des croyances épistémiques de l'individu lorsqu'il n'y a pas de contradiction dans ses réponses aux questions à traiter par rapport au cas où il y a de l'inconsistance de ses croyances épistémiques lorsqu'il y a de la contradiction dans ses réponses. Si on ne considère pas le nombre total des démarqueurs fixe dans ces deux séries d'analyses des réponses de l'utilisateur du logiciel à ces questions, on n'aura pas le même repère pour déterminer la valeur numérique de la différence au niveau de la distance des sorties de TOPSIS par rapport à la solution positive ou négative idéale obtenue avec cet algorithme. Dans le cas de notre analyse, ce nombre est égal à 5 comme présenté dans le tableau 1.1 (section 1.6). Dans la première alternative, l'individu qui utilise le logiciel pour l'évaluation de la consistance de ses croyances épistémiques considère un démarqueur fort et quatre démarqueurs faibles. Dans la deuxième alternative, l'individu considère deux démarqueurs forts et trois démarqueurs faibles. Dans la troisième alternative, il considère trois démarqueurs forts et deux démarqueurs faibles. Donc, on aura les cas suivants :⁴

4. Voler n'est pas un démarqueur fort des oiseaux, car certains non-oiseaux (par exemple, la chauve-souris) peuvent voler au ciel.

Cas 1 :

N_{Ds} : nombre du démarqueur fort (avoir le chant d'oiseau)

N_{Dw1} : nombre du premier démarqueur faible (voler)

N_{Dw2} : nombre du deuxième démarqueur faible (avoir les ailes)

N_{Dw3} : nombre du troisième démarqueur faible (pondre)

N_{Dw4} : nombre du quatrième démarqueur faible (avoir un bec)

N : nombre total des démarqueurs (ensemble des caractéristiques de démarcation des oiseaux)

Cas 2 :

N_{Ds1} : nombre du premier démarqueur fort (avoir le chant d'oiseau)

N_{Ds2} : nombre du deuxième démarqueur fort (voler)

N_{Dw1} : nombre du premier démarqueur faible (avoir les ailes)

N_{Dw2} : nombre du deuxième démarqueur faible (pondre)

N_{Dw3} : nombre du troisième démarqueur faible (avoir un bec)

N : nombre total des démarqueurs (ensemble des caractéristiques de démarcation des oiseaux)

Cas 3 :

N_{Ds1} : nombre du premier démarqueur fort (avoir le chant d'oiseau)

N_{Ds2} : nombre du deuxième démarqueur fort (voler)

N_{Ds3} : nombre du troisième démarqueur fort (avoir les ailes)

N_{Dw1} : nombre du premier démarqueur faible (pondre)

N_{Dw2} : nombre du deuxième démarqueur faible (avoir un bec)

N : nombre total des démarqueurs (ensemble des caractéristiques de démarcation des oiseaux)

Il est important de noter que la taille et la couleur sont des caractéristiques en commun parmi les oiseaux et les non-oiseaux. Autrement dit, un oiseau peut avoir

Tableau 4.1: Les différentes possibilités de considération des paramètres ou alternatives (les nombres du démarqueur fort et des démarqueurs faibles) pour les membres de la catégorie d'oiseaux

Cas 1		Cas 2		Cas 3	
Paramètres	Valeurs	Paramètres	Valeurs	Paramètres	Valeurs
N_{Ds}	1	N_{Ds1}	1	N_{Ds1}	1
N_{Dw1}	1	N_{Ds2}	1	N_{Ds2}	1
N_{Dw2}	1	N_{Dw1}	1	N_{Ds3}	1
N_{Dw3}	1	N_{Dw2}	1	N_{Dw1}	1
N_{Dw4}	1	N_{Dw3}	1	N_{Dw2}	1
N	5	N	5	N	5

la même taille qu'un non-oiseau. De plus, ce premier peut avoir la même couleur que ce dernier. Donc, ces caractéristiques n'aident pas à distinguer les oiseaux et les autres animaux et leurs poids à considérer doivent être zéro. Pondre n'est pas un démarqueur fort, car les non-oiseaux (ex. : certaines espèces de serpents) pondent des œufs.

Le nombre total des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux doit être considéré constant pour qu'on puisse comparer l'effet du changement du nombre des différents types de démarqueurs dans les 3 cas considérés. Donc, cette différence de considération de nombre des différents démarqueurs par les individus n'a pas d'effet sur le nombre total des démarqueurs pour les calculs dans l'algorithme TOPSIS.

4.3.4 Les packages

Les packages utilisés dans le logiciel développé, *skfuzzy* et *Tkinter*, ont été importés en Python. Ces outils informatiques sont utilisés pour le traitement des données à partir des données indiquées dans les colonnes et les rangées des matrices de l'algorithme TOPSIS ainsi que pour l'utilisation des règles de la logique

floue, la création et l'administration, respectivement. Ces packages sont efficaces puisqu'ils sont capables de fournir les règles qui aident à faire l'analyse des données et ils sont cohérents parce qu'ils ne vont pas à la contradiction l'un de l'autre et leur utilisation simultanée dans mon logiciel ne pose pas de problème pour la suite des opérations, c'est-à-dire pour l'analyse des données avec l'algorithme TOPSIS. Ils sont aussi conformes pour le codage des membres des catégories (les données verticales sur le modèle de l'arbre dans les colonnes des fichiers) et de leurs caractéristiques (les données horizontales sur le modèle de l'arbre dans les rangées des fichiers). Donc, mon logiciel est apte à analyser les membres des catégories pour déterminer l'inconsistance des croyances épistémiques en utilisant cet algorithme.

Nous avons vu la définition des fonctions qui lisent les données d'entrées dans la section précédente, c'est-à-dire les membres de certaines catégories (m_1, m_2, \dots, m_n) et leurs caractéristiques ou démarqueurs (D_s, D_w, D_m). Pour ce faire, les lignes de code dans mon logiciel qui correspondent aux éléments présentés sont entre autres les suivantes :

```
def read_columns(filename, delimit)
def read_rows(filename, delimit)
def deleteRecentMenu(self)
def loadfile(self, fname)
```

Les fonctions de mon logiciel correspondent à plusieurs tâches entre autres le téléchargement des entrées qui sont indiquées par l'usage, la lecture des données à partir des colonnes et des rangées, la classification des résultats, la mise à jour de délimiteur, la mise à jour de menu qui représente le bagage cognitif incluant les croyances épistémiques de l'individu en forme de propositions/phrases ainsi que l'affichage des résultats dans une fenêtre. La classe que j'ai implémentée dans mon code inclut les lignes de code suivantes pour la présentation du menu en cascade :

```
menubar = Menu(parent)
```

```
filemenu.add_separator()
filemenu.add_command(label="Quitter", command=parent.quit)
menubar.add_cascade(label="Fichier", menu=filemenu)
```

Par exemple, pour la catégorie d'oiseaux, mon code en Python prend le fichier incluant le contenu du tableau 1.1 (section 1.6). Ensuite, il classifera les membres de cette catégorie à partir de ce fichier et avec une interface graphique dont les composants se trouveront en cascade, il présentera les questions sur les membres de cette catégorie et sur leurs caractéristiques de démarcation (démarqueurs) et il fera le calcul de la probabilité de croisement de cette catégorie avec les autres catégories. Mon code présentera la liste des membres de cette catégorie (tableau 1.1) à l'individu. Ensuite, ses réponses aux questions à traiter sur les caractéristiques de démarcation (démarqueurs) des membres de la catégorie déterminent les degrés d'appartenance en considérant le nombre de chacun des membres de cette catégorie.

Le logiciel développé détermine à partir des analyses numériques en appliquant les branchements dans le modèle de l'arbre et les étapes de la méthode TOPSIS si les croyances épistémiques de l'individu sont consistantes. Enfin, il présentera les résultats des deux calculs à l'individu pour lui montrer en choisissant quelles caractéristiques des membres de la catégorie, les membres en question seront considérés les membres de la catégorie ou non pour la correction éventuelle de ces croyances épistémiques au niveau des catégories.

Dans mon logiciel, j'ai ajouté les lignes de code suivantes pour l'utilisation de l'opérateur de disjonction floue. Certaines lignes de code à partir de package *skfuzzy* que j'ai adaptées au contexte de la catégorie et de ses membres m_1 et m_2 sont les suivantes :

Dans l'utilisation de l'opérateur flou de disjonction (ou) pour l'union des variables

floues, au lieu de seulement considérer deux membres adjacents, dans le cas ci-dessous le premier et le deuxième membre de la catégorie en question, et au lieu de considérer deux démarqueurs adjacents, dans le cas ci-dessous le démarqueur fort et le premier démarqueur faible qui se trouvent côte à côte sur le tronc et sur les branches du modèle de l'arbre, respectivement, nous pouvons considérer la disjonction floue des membres non adjacents de la catégorie en question ou celle de leurs démarqueurs non adjacents :

```
def fuzzy_or(m1, mfm1, m2, mfm2)
```

```
def fuzzy_or(Ds, DfDs, Dw1, DfDw1)
```

devraient être écrits de la manière suivante :

```
def fuzzy_or(mi, mfmi, mj, mfmj)
```

```
def fuzzy_or(Ds, DfDs, Dwi, DfDwi)
```

par exemple, nous aurions la définition de l'opérateur de la disjonction floue du démarqueur fort et le deuxième démarqueur faible, avec l'intervalle d'un démarqueur faible (le premier démarqueur faible entre le démarqueur fort et le deuxième démarqueur faible) :

```
def fuzzy_or(Ds, DfDs, Dw2, DfDw2)
```

Donc, on peut aussi avoir la définition de l'opérateur de disjonction floue de ces démarqueurs dans mon logiciel en Python.

4.4 La prédiction et l'évaluation de l'inconsistance des croyances épistémiques

Le tableau 4.2 comprend les différentes possibilités de la prédiction de la consistance ou de l'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu. Les symboles D_T , D_E , P_T et P_E dans ce tableau désignent la distance par rapport à la solution idéale positive floue (*FPIS*) théorique et expérimentale ou cette distance par rapport à la solution idéale négative floue (*FNIS*) théorique et expérimentale et la probabilité de croisement des catégories théoriques et expérimentales,

respectivement.

Nous avons à partir de modèle de l'arbre :

$$\delta_1 = |P_E - P_T| \quad (4.3)$$

À partir de l'algorithme de la prise de décision (*fuzzy multi-attribute decision making*) :

$$\delta_2 = |D_E - D_T| \quad (4.4)$$

La consistance de la croyance épistémique de l'individu fait que les valeurs de δ_1 et δ_2 ne soient pas égales avec zéro, c'est-à-dire que les valeurs des sorties de l'algorithme TOPSIS (les différences de la valeur théorique et de la valeur expérimentale de la distance du prototype par rapport à la solution idéale positive ou négative) si les réponses de l'individu aux questions qu'on traite ne soient pas contradictoires mais fausses (cas 1 de la deuxième rangée du tableau 4.2), et elle fera que les valeurs de ces paramètres soient égales avec zéro si ses réponses à ces questions ne sont pas contradictoires et elles sont correctes (cas 2 de la deuxième rangée rangé du tableau 4.2).

En ce qui concerne la deuxième colonne de ce tableau, on utilise la valeur absolue de la différence de P_E et P_T (ou de la différence de D_E et D_T). Donc, on aura $\delta_1 = |P_E - P_T| \neq 0$ et $\delta_2 = |D_E - D_T| \neq 0$.

La suite de ce tableau utilisée pour l'interprétation des résultats des analyses avec mon logiciel se trouve dans la section C de l'annexe.

Nous avons vu l'ensemble des questions à traiter dans la section 4.3.1 de ce chapitre. Considérons les questions suivantes à propos de la catégorie d'oiseaux :

1. Est-ce que l'individu croit que la taille est une caractéristique qui l'aide à dis-

Tableau 4.2: La prédiction de la consistance ou de l'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu

Cas 1		Résultats	Cas 2 (peu probable)		Résultats
D_{m1}	(ex. : la taille) choisie comme la caractéristique de démarcation par l'individu	$N_{Dm1} \neq 0$ $N_{Dm2} \neq 0$ $P_E > P_T$ $P_E - P_T > 0$ $\delta_1 =$ $ P_E - P_T \neq 0$	D_s	(ex. : avoir le chant d'oiseau) n'est pas choisi comme la caractéristique de démarcation par l'individu	$N_{D_s} = 0$ $N_{D_{w1}} = 0$ $N_{D_{w2}} = 0$ $P_E < P_T$ $P_E - P_T < 0$ $\delta_1 \neq 0$
D_{m2}	(ex. : la couleur) choisie comme la caractéristique de démarcation par l'individu	$N_{Dm1} \neq 0$ $N_{Dm2} \neq 0$ $P_E > P_T$ $P_E - P_T > 0$ $\delta_1 =$ $ P_E - P_T \neq 0$	D_{w1} ou D_{w2}	(ex. : avoir un bec ou avoir les ailes) n'est pas choisi comme la caractéristique de démarcation par l'individu	$N_{D_s} = 0$ $N_{D_{w1}} = 0$ $N_{D_{w2}} = 0$ $P_E < P_T$ $P_E - P_T < 0$ $\delta_1 \neq 0$

tinguer un oiseau et un mammifère ?

2. L'individu remarque un animal. Est-il qu'il croit que sa taille peut l'aider à le déterminer comme un canari ?

3. Est-ce que l'individu croit que la couleur est une caractéristique qui l'aide à distinguer un oiseau et un non-oiseau ?

4. Est-ce que la couleur peut être crue comme un indice qui aide à l'individu à déterminer si l'animal qu'il remarque est un ornithorynque ?

Ces questions portent sur les croyances de l'individu qui connaît les oiseaux. La contradiction dans ses réponses à ces questions déterminer l'inconsistance de ses croyances. Donc, ces questions sont conçues pour l'évaluation de l'inconsistance de ses croyances épistémiques.

Les autres questions à traiter déterminent le niveau de l'importance que l'individu considère pour les démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux (voir la liste des questions du questionnaire développé dans la section A de l'annexe).

En considérant les réponses des individus et la prédiction de l'inconsistance de leurs croyances épistémiques selon le tableau 4.2, on peut conclure que deux indices nous aident à déterminer s'ils ont de l'inconsistance au niveau de ces croyances ou pas. Le premier indice concerne les réponses de chaque individu. S'il y a de la contradiction entre les réponses (ex : la contradiction entre les réponses aux questions 1 et 2 ci-dessus), étant donné qu'on a fourni de l'information sur les différents types des démarqueurs des membres de la catégorie en question à l'individu, on constate que cette contradiction de ses réponses n'est pas due au manque de sa connaissance, mais qu'elle correspond à l'inconsistance de ses croyances épistémiques concernant le(s) démarqueur(s) et la catégorie en question. Le deuxième indice pour déterminer si l'individu a de l'inconsistance au niveau de ses croyances épistémiques se trouve dans le tableau 4.2. Comme les différents cas présentés dans ce tableau, dans les cas 1 et 2, les réponses de l'individu aux questions sont les mêmes (soit ses réponses sont oui et oui dans le cas 1, soit elles sont non et non dans le cas 2). Donc, il n'y a pas de contradiction au niveau de ses réponses.⁵ Dans les cas 3 et 4, ses réponses aux questions ne sont pas les mêmes (soit ses réponses sont oui et non dans le cas 3, soit elles sont non et oui dans le cas 4). Dans ces deux derniers cas, les valeurs des paramètres δ_1 et δ_2 sont non zéro. On peut obtenir ces paramètres à partir de l'analyse numérique des croyances épistémiques des individus avec le modèle de l'arbre et l'algorithme TOPSIS. Donc, on peut déterminer l'inconsistance de ces croyances à partir de ces deux indices.

Il est important de noter que seulement le deuxième indice expliquée ci-dessus, c'est-à-dire l'observation des valeurs non zéro des paramètres δ_1 et δ_2 , n'est pas suffisant pour constater l'inconsistance au niveau des croyances épistémiques de l'individu. Il faut aussi vérifier ses réponses aux questions à traiter. S'il y a de la

5. La vérification de la (non)contradiction de la croyance épistémique de l'individu à propos de la taille d'un oiseau en vérifiant ses réponses aux questions ci-dessus peut aussi se faire à propos de la couleur de l'animal en vérifiant ses réponses aux questions 3 et 4.

contradiction dans ses réponses, et si les valeurs de ces paramètres après l'analyse numérique des croyances épistémiques de l'individu avec le modèle de l'arbre et l'algorithme TOPSIS sont non zéro, dans ce cas on peut constater qu'il y a de l'inconsistance dans ses croyances épistémiques.

4.5 Étapes préalables avec TOPSIS

Il est important de voir de quelles étapes l'algorithme TOPSIS est composé pour évaluer l'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu à partir de son choix de la catégorie en question. Yadav et ses collègues ont décrit les étapes du fonctionnement de l'algorithme TOPSIS (Yadav et al., 2019). Les étapes de la procédure du fonctionnement de cet algorithme incluant entre autres les étapes supplémentaires de la préparation des données pour évaluer l'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu pour la catégorie d'oiseaux sont les suivantes :⁶

1. Déterminer les alternatives et les critères (les attributs)

Cette étape consiste à déterminer les critères et les alternatives.

2. Déterminer les valeurs des poids des différentes alternatives

Dans cette étape, le logiciel considère les valeurs des poids des différentes alternatives.

3. Déterminer les valeurs triangulaires floues dans les décideurs (*decision makers*)

Cette étape consiste à préparer le contenu des tableaux incluant les différents degrés d'appartenance des démarqueurs des différents candidats (membres de la catégorie d'oiseaux). Considérons un exemple pour déterminer les valeurs des matrices pour l'algorithme TOPSIS.

6. La même procédure peut se faire pour déterminer les tableaux représentant les valeurs des matrices selon l'algorithme TOPSIS pour les autres catégories (ex. : les catégories du fruit, de l'ordinateur, etc.).

4. Déterminer les valeurs des données triangulaires floues dans les décideurs

Cette étape consiste à faire entrer les valeurs des degrés triangulaires floues (ou leurs valeurs moyennes) dans la matrice de TOPSIS des décideurs.

5. Calculer la matrice de la décision combinée

Cette étape consiste à déterminer les valeurs de la matrice de la décision combinée.

6. Déterminer les valeurs de la matrice de décision floue normalisée

Cette étape consiste à diviser les valeurs des cases de la matrice combinée de l'étape précédente par les valeurs maximales des critères d'avantage ou par les valeurs minimales des critères de coûts.

7. Déterminer les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée

Cette étape consiste à déterminer les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée à partir de la multiplication des données normalisées par leurs poids.

8. Déterminer la solution idéale positive floue ou *fuzzy positive ideal solution* (*FPIS*) et la solution idéale négative floue ou *fuzzy negative ideal solution* (*FNIS*)

Cette étape consiste à déterminer les valeurs des solutions idéales positives floues ou *fuzzy positive ideal solutions* (*FPIS*) et des solutions idéales négatives floues ou *fuzzy negative ideal solutions* (*FNIS*).

9. Déterminer la distance de chaque alternative par rapport à *FPIS* et *FNIS*

Cette étape consiste à déterminer la distance de chaque alternative par rapport à *FPIS*, c'est-à-dire d_i^* , et *FNIS*, c'est-à-dire d_i^- .

Le modèle de l'arbre est requis pour la prédiction, l'analyse et la résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir des catégories et de l'analyse des démarqueurs de leurs membres, car en utilisant ce modèle, on peut faire les étapes suivantes :

1. déterminer les poids des démarqueurs en considérant que les démarqueurs selon

ce modèle n'ont pas la même importance dans la cognition humaine, puisque le démarqueur fort au début de chaque branche de l'arbre dans ce modèle s'implique dans la distinction des catégories, les démarqueurs faibles au milieu de chaque branche de l'arbre s'impliquent plus ou moins dans la distinction des catégories, et les démarqueurs marginaux au bout de chaque branche de l'arbre non seulement ne s'impliquent pas dans la distinction des catégories, mais aussi ils ont l'impact dans la confusion de ces dernières. Les valeurs des poids des degrés d'appartenance de ces démarqueurs dans l'algorithme TOPSIS sont déterminées à partir de la considération de leur importance dans la distinction des catégories dans la cognition humaine selon le modèle de l'arbre (voir l'étape 7 de la section 5.1).

2. prédire l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de la différence de la valeur théorique et la valeur expérimentale de la probabilité de croisement des catégories selon le modèle de l'arbre ainsi que la différence de la valeur théorique et la valeur expérimentale de la distance par rapport à la solution idéale positive ou négative avec les poids des degrés d'appartenance de ces démarqueurs égaux à zéro ou aux valeurs non zéro, qui selon le modèle de l'arbre est déterminée par les rôles des démarqueurs dans la distinction ou dans la confusion des catégories, détermine l'analyse théorique et expérimentale, respectivement (voir le tableau 4.2). La prédiction de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de la considération de la différence de la valeur théorique et la valeur expérimentale de la distance par rapport à la solution idéale positive ou négative se fait dans mon logiciel.

3. analyser la différence de la valeur théorique et la valeur expérimentale de la distance par rapport à la solution idéale positive ou négative dans mon logiciel. Ce paramètre s'obtient à partir des poids des degrés d'appartenance de ces démarqueurs égaux à zéro ou aux valeurs non zéro, qui selon le modèle de l'arbre sont déterminés par les rôles des démarqueurs dans la distinction ou dans la confusion des catégories. Cette analyse se fait dans mon logiciel.

4. résoudre l'inconsistance des croyances épistémiques si elles sont détectées à partir des valeurs corrigées de la différence de la valeur théorique et la valeur expérimentale de la distance par rapport à la solution idéale positive ou négative. Cette étape aussi se fait dans mon logiciel.

Le code en Python pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques inclut entre autres les lignes suivantes du code de TOPSIS :⁷

Dans ce code, l'étape 6 correspond à l'étape 9 décrite ci-dessus puisque les étapes indiquées dans le texte ci-dessus incluent aussi la procédure de l'inclusion des données.

L'évaluation du code de TOPSIS utilisé dans cette thèse a été faite sur les études précédentes. Le logiciel développé utilise les étapes de l'algorithme de TOPSIS présentées dans la section 4.5 pour les analyses numériques à partir des données de ces études. Donc, il s'agit des mêmes étapes que celles qui ont été utilisées dans les analyse numériques des résultats de cette thèse, c'est-à-dire les calculs de la normalisation, de la multiplication des données normalisées par leurs poids pour obtenir les valeurs normalisées pondérées, des solutions idéales positives (valeurs maximales) et négatives (valeurs minimales) des critères du profit et des solutions idéales positives (valeurs minimales) et négatives (valeurs maximales) des critères du coût, des distances des candidats par rapport à ces solutions idéales positives et négatives et de leur classement. En ce qui concerne les analyses numériques des données des études précédentes avec le code de TOPSIS, ce code a donné les mêmes résultats numériques que ceux qui ont été présentés dans ces études. (voir

7. Le code de l'algorithme TOPSIS en Python développé par Shivanjan Chakravorty se trouve sur le site web GitHub (<https://github.com/Glitchfix/TOPSIS-Python>). Il n'a pas été utilisé auparavant pour l'analyse des croyances épistémiques ni pour la prédiction, la détection et la résolution de leur inconsistance. Donc, cet usage de TOPSIS est une nouvelle application de cet algorithme.

la section D de l'annexe).

Certaines parties de mon logiciel suivant les instructions de l'algorithme TOPSIS se trouvent dans le code suivant. La première définition, celle de la fonction *init* (*initial*) concerne la normalisation des données et la deuxième définition concerne la détermination de la distance de chaque alternative par rapport aux solutions idéales.

Les étapes de TOPSIS avec l'analyse des données pour déterminer l'état des croyances épistémiques au niveau des démarqueurs de la catégorie d'oiseaux sont les suivantes :

1. Déterminer les alternatives et les critères (les attributs)

Cette étape s'agit de déterminer les alternatives et les critères pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques des individus qui considèrent les démarqueurs (avoir le chant d'oiseau, voler, avoir des ailes, pondre, avoir un bec) pour quatre membres de la catégorie d'oiseaux. Les alternatives et les critères sont les membres de cette catégorie et leurs démarqueurs, respectivement.

4.5.1 Représentation de la connaissance

Dans cette section, nous verrons l'ensemble des données en vue de l'analyse avec l'algorithme TOPSIS. J'explique aussi les étapes de leur préparation dans les tableaux qui représentent les matrices de cet algorithme. Dans les sections suivantes, j'explique la représentation et la préparation des données pour les calculs avec l'algorithme TOPSIS.

Il est important de noter que deux sortes de critères (caractéristiques ou attributs) peuvent être considérés dans l'analyse avec l'algorithme TOPSIS : les critères du profit qui sont les caractéristiques favorables des objets et les critères du coût qui

sont les caractéristiques défavorables de ces derniers. Puisque les démarqueurs fort et les démarqueurs faibles aident à la distinction ou la démarcation des catégories, ils sont considérés comme les caractéristiques favorables ou les critères du profit, alors que puisque les démarqueurs marginaux sont problématiques pour la distinction ou la démarcation des catégories et ils peuvent causer la confusion de ces dernières, ils sont considérés comme les caractéristiques défavorables ou les critères du coût.

4.5.2 Représentation des données

Dans la méthode TOPSIS, les valeurs triangulaires floues en considérant les termes suivants : élevé, moyen et faible sont utilisées pour les degrés d'appartenance dans les matrices ou les tableaux des données d'entrée. (Mahapatra et al., 2014 ; Yatsalo et al., 2015) Nous appliquons la même méthode pour la préparation des données de nos analyses.

Dans les tableaux de données présentés dans la suite de la thèse, deux séries de paramètres sont considérées avec la méthode TOPSIS : les membres de la catégorie d'oiseaux dans les quatre rangées de la première colonne à gauche, et leurs démarqueurs dans la première rangée en haut pour chacune des colonnes. Il s'agit des paramètres principaux qui se trouvent aussi dans le modèle de l'arbre sur le tronc et sur les branches de l'arbre principal en tant que la catégorie d'oiseaux, respectivement.

Trois sortes d'entrées existent dans l'algorithme TOPSIS. Les données pour mon logiciel en vue de leur utilisation dans cet algorithme seront les degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie en question (D_s , D_w , D_m) (voir la section 3.2), et leurs poids (avec les valeurs maximales, moyennes et mi-

nimales) pour ces démarqueurs, respectivement.⁸

La troisième sorte d'entrées dans mon logiciel concerne les valeurs True ou False des critères du profit et du coût dans la matrice des critères. Ces valeurs sont considérées dans cette matrice pour montrer l'effet des critères sur les valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie en question.

Il est important de noter que le démarqueur fort et les démarqueurs faibles sont les caractéristiques du profit puisqu'ils ont l'effet dans la démarcation des catégories, alors que les démarqueurs marginaux sont les caractéristiques du coût puisqu'ils ont l'effet dans la confusion des catégories. Autrement dit, la considération de ces premiers est bénéfique dans le processus de la démarcation des catégories chez les humains, alors que celle de ces derniers est désavantageuse dans ce processus cognitif.

La préparation de ces données selon les réponses des individus aux questions à traiter est une étape importante puisque les valeurs des degrés d'appartenance de ces démarqueurs dépendent de ces réponses. Dans une première étape, les valeurs triangulaires floues sont considérées pour les degrés d'appartenance de ces démar-

8. La valeur zéro est considérée pour les poids des démarqueurs marginaux et la valeur -1 du facteur de l'impact de ces démarqueurs en tant que critères n'aura donc pas d'effet sur les valeurs de la matrice de normalisation pondérée en raison des valeurs zéro de leurs poids (analyse théorique lorsque l'individu ne considère pas ces démarqueurs dans la démarcation des catégories). Dans la deuxième série de ces analyses lorsque l'individu considère ces démarqueurs dans cette démarcation (analyse expérimentale), les valeurs non zéro (ex. : la valeur 0.5 comme le poids des démarqueurs faibles) est considérée pour les poids des démarqueurs marginaux et les valeurs du facteur de l'impact de ces démarqueurs en tant que critères est égale à un et elle n'aura donc pas d'effet sur les valeurs de la matrice de normalisation pondérée en raison des valeurs non zéro de leurs poids. Cependant, il faut considérer les valeurs maximales pour la solution positive idéale pour le démarqueur fort et pour les démarqueurs faibles en tant que les critères du profit qui ont impact sur la démarcation des catégories et les valeurs minimales pour la solution négative idéale pour ces démarqueurs. Il faut considérer les valeurs minimales pour la solution positive idéale pour les démarqueurs marginaux en tant que les critères du coût qui ont impact dans la confusion des catégories et les valeurs maximales pour la solution négative idéale pour ces démarqueurs.

queurs puisque les humains d'habitude considèrent une gamme de variation de ces démarqueurs dans leurs états cognitifs. Ensuite, dans une deuxième série d'analyse, les valeurs moyennes de ces valeurs triangulaires floues sont considérées pour les degrés d'appartenance de ces démarqueurs puisque dans certaines situations les humains ne considèrent pas les gammes de valeurs, mais ils considèrent plutôt une valeur exacte pour chacun de ces démarqueurs.

À part ces données pour la matrice principale de l'algorithme TOPSIS, il faut aussi déterminer quels sont les poids qui seront multipliés par ces valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie en question. Les poids dont les valeurs seront multipliées par celles des degrés d'appartenance de ces démarqueurs seront aussi présentés dans la sous-section suivante.

De plus, il faut considérer les valeurs des facteurs dans la matrice des critères qui désignent leur impact sur les candidats ou des membres de la catégorie en question. Cette matrice peut être considérée de la manière suivante :

1. la matrice avec les éléments *True* pour les critères du profit, c'est-à-dire pour le démarqueur fort et les démarqueurs faibles des membres de la catégorie en question, et *False* pour les critères du coût, c'est-à-dire pour les démarqueurs marginaux de cette catégorie lorsque dans l'analyse théorique l'individu considère que ces derniers démarqueurs ne l'aident pas à distinguer cette catégorie des autres catégories, ce qui est correct selon la théorie des démarqueurs et le modèle de l'arbre.⁹ Dans ce cas, cette matrice sera la suivante pour les 7 critères de la catégorie d'oiseaux :

[*True, True, True, True, True, False, False*]

Les termes *True* de gauche à droite de cette matrice sont pour les démarqueurs

9. Les facteurs de l'impact des critères ou des démarqueurs sur les alternatives ou les candidats, c'est-à-dire sur les membres de la catégorie d'oiseaux (les valeurs *True* et *False* peuvent être considérées pour les démarqueurs du profit (ex. : le démarqueur fort et les démarqueurs faibles) et pour les démarqueurs du coût (ex. : les démarqueurs marginaux).

suivants : voler, avoir des ailes, pondre, avoir un bec et avoir le chant d'oiseau, et les termes *False* de gauche à droite sont pour la taille et la couleur, respectivement.

2. la matrice avec les éléments *True* pour les critères du profit, c'est-à-dire pour le démarqueur fort et les démarqueurs faibles des membres de la catégorie en question, et *True* pour les critères du coût, c'est-à-dire pour les démarqueurs marginaux de cette catégorie lorsque dans l'analyse expérimentale l'individu considère par erreur que ces derniers démarqueurs, bien qu'ils sont en commun avec les démarqueurs des autres catégories, l'aident à distinguer cette catégorie des autres catégories, ce qui n'est pas correct selon la théorie des démarqueurs et le modèle de l'arbre. Dans ce cas, cette matrice sera la suivante pour les 7 critères de la catégorie d'oiseaux :

[*True, True, True, True, True, True, True*]

Les termes *True* de gauche à droite de cette matrice sont pour les démarqueurs suivants : voler, avoir des ailes, pondre, avoir un bec et avoir le chant d'oiseau ainsi que pour les démarqueurs suivants : la taille et la couleur, respectivement.

Il est important de noter que la normalisation des poids est requise si la valeur de leur somme n'est pas égale à 1. Pour normaliser chaque poids, il faut le diviser à la somme des poids. Dans l'algorithme TOPSIS, l'étape de la normalisation des poids est avant la multiplication des poids par les données (les degrés d'appartenance des membres de la catégorie en question, dans notre analyse, ceux de la catégorie d'oiseaux).

4.5.3 Préparation des données

Dans le cas de l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques, nous aurions le tableau 4.3. Dans ce tableau, chaque candidat qui se trouve dans la première

Tableau 4.3: Les différents candidats ou membres de la catégorie d’oiseaux et critères ou démarqueurs incluant les degrés d’appartenance des démarqueurs des membres de cette catégorie pour l’analyse théorique de la consistance (ou de l’inconsistance) des croyances épistémiques

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre	Avoir un bec	Avoir le chant d’oiseau	Taille	Couleur
Candidat 1	Élevé	Élevé	Élevé	Élevé	Élevé	N/A	N/A
Candidat 2	Élevé	Élevé	Élevé	Moyen	Élevé	N/A	N/A
Candidat 3	Élevé	Élevé	Moyen	Moyen	Moyen	N/A	N/A
Candidat 4	Faible	Moyen	Moyen	Moyen	Faible	N/A	N/A

case de la première colonne à gauche comprend un membre de la catégorie d’oiseaux et chaque critère est un de ses démarqueurs. Les critères qui se trouvent dans la première rangée de chaque colonne comprennent le démarqueur fort et les démarqueurs faibles, c’est-à-dire l’ensemble des caractéristiques de la démarcation de cette catégorie des autres catégories telles que présentées dans le tableau 1.1 de la thèse, ainsi que les deux démarqueurs marginaux, c’est-à-dire la taille et la couleur des oiseaux. Les degrés d’appartenance des critères ou des démarqueurs de chaque membre de cette catégorie se trouvent dans les cases de ce tableau.

L’indication N/A veut dire non applicable, ce qui correspond aux réponses aux questions si l’individu considère que les démarqueurs marginaux (ex. : la taille et la couleur) n’ont pas d’effet sur la démarcation des membres de la catégorie en question (la catégorie d’oiseaux) et des membres des autres catégories. Ici, le candidat 1 est le canari A en tant que membre de la catégorie d’oiseaux, dont les caractéristiques de la distinction ou de la démarcation dites les démarqueurs sont parfaites et dont le degré de leur considération pour cet oiseau est élevé, et les autres candidats sont les autres membres de cette catégorie.

Théoriquement, les démarqueurs marginaux sont en commun parmi les membres de plusieurs catégories. Par exemple, la couleur et la taille sont en commun parmi

les oiseaux et les non-oiseaux. Donc, ils n'aident pas à l'individu à distinguer les catégories. C'est pourquoi peu importe quelles valeurs il considère pour les poids du démarqueur fort et ceux des démarqueurs faibles, pour les calculs des paramètres théoriques, il est nécessaire de faire entrer le terme N/A (non applicable) dans les cases du tableau 4.3 qui correspondent à ces démarqueurs marginaux et la valeur 0.0 pour les poids de ces démarqueurs comme nous verrons dans le prochain chapitre pour le traitement des données. Il se peut que donc l'individu considère correctement que la taille et la couleur ne l'aident pas à distinguer les membres de la catégorie d'oiseaux et ceux de la catégorie du mammifère. Dans ce cas, le terme N/A, c'est-à-dire non applicable, sera utilisé dans les cases des colonnes de ces démarqueurs dans ce tableau.

L'individu peut considérer que la taille et la couleur ne l'aident pas à distinguer les membres de la catégorie d'oiseaux et ceux de la catégorie de mammifères ou celle de reptiles. Dans ce cas, il considère que seulement les 5 autres caractéristiques mentionnées plus haut l'aident pour la distinction de ces catégories. Il est important de noter que cette considération est conforme à la théorie des démarqueurs, telle que présentée sur le modèle de l'arbre dans la thèse, selon laquelle les démarqueurs marginaux de taille et de couleur n'aident pas l'individu pour la distinction de ces catégories. Donc, l'étude de cet exemple concerne l'analyse théorique des croyances épistémiques de l'individu à propos des membres de la catégorie d'oiseaux. Dans ce cas, le terme N/A, c'est-à-dire non applicable, sera utilisé dans les cases des colonnes de ces démarqueurs dans le tableau 4.3.

Considérons un autre exemple :

L'individu considère par erreur que l'ensemble des caractéristiques de voler, d'avoir des ailes, de pondre, d'avoir un bec, d'avoir le chant d'oiseau, de taille et de couleur l'aident pour distinguer un oiseau et un non-oiseau (mammifère ou reptile). Par exemple, il peut considérer les degrés que nous présentons dans le tableau suivant

Tableau 4.4: Les différents candidats ou membres de la catégorie d'oiseaux et critères ou démarqueurs incluant les degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de cette catégorie pour l'analyse expérimentale de la consistance (ou de l'inconsistance) des croyances épistémiques

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre	Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
Candidat 1	Élevé	Élevé	Élevé	Élevé	Élevé	Élevé	Élevé
Candidat 2	Élevé	Élevé	Élevé	Moyen	Élevé	Élevé	Moyen
Candidat 3	Élevé	Élevé	Moyen	Moyen	Moyen	Moyen	Élevé
Candidat 4	Faible	Moyen	Moyen	Moyen	Faible	Faible	Faible

pour ces caractéristiques de 4 candidats, c'est-à-dire pour les 4 membres suivants qu'il considère dans la catégorie d'oiseaux : le canari A, la poule B, l'autruche C et l'ornithorynque D. Il est important de noter que cette considération n'est pas conforme à la théorie des démarqueurs, telle que présentée sur le modèle de l'arbre dans la thèse, selon laquelle les démarqueurs marginaux de taille et de couleur n'aident pas l'individu pour la distinction de ces catégories. Donc, l'étude de cet exemple ne concerne pas l'analyse théorique, mais elle concerne l'analyse expérimentale des croyances épistémiques de l'individu à propos des membres de la catégorie d'oiseaux. Dans ce cas, nous utilisons les termes faible, moyen ou élevé pour désigner les degrés d'appartenance de l'ensemble des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux. Donc, nous n'utilisons pas le terme N/A, c'est-à-dire non applicable, dans les cases des colonnes des démarqueurs marginaux de taille et de couleur dans le tableau ci-dessus.

2. Déterminer les valeurs des degrés d'appartenance des différentes alternatives ou candidats

Les alternatives ou candidats dans notre application de la méthode TOPSIS, C-1 ou candidat 1, C-2 ou candidat 2, C-3 ou candidat 3 et C-4 ou candidat 4, sont les membres de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire le canari A, la poule B, l'autruche

Tableau 4.5: Les valeurs triangulaires floues des degrés d'appartenance des membres de la catégorie d'oiseaux

Terme	Valeur floue
Élevé	0.8, 0.9, 1.0
Moyen	0.4, 0.5, 0.6
Faible	0.1, 0.2, 0.3

C et l'ornithorynque D, respectivement.

Le tableau 4.5 représente les valeurs triangulaires floues pour les termes suivants : élevé, moyen et faible. Les poids élevés, moyens et faibles sont considérés pour le démarqueur fort (ex. : le chant d'oiseau), les démarqueurs faibles (ex. : voler, avoir les ailes, pondre, avoir un bec) et les démarqueurs marginaux (ex. : la taille, la couleur), respectivement.

C'est en remplaçant les termes présentés dans le tableau 4.4 avec les valeurs présentées dans le tableau ci-dessus qu'on prépare les données de la matrice d'entrée dite la matrice d'évaluation pour les analyses avec la méthode TOPSIS.

Comme expliqué plus haut, nous aurions deux situations : soit l'individu ne considère pas la taille et la couleur pour la distinction des membres d'une catégorie de ceux des autres catégories, car ces deux caractéristiques sont les démarqueurs marginaux qui n'aident pas à la distinction des catégories, soit il les considère bien qu'il ne faut pas qu'il les considère pour cette distinction.

Analyse des valeurs des degrés d'appartenance des membres de la catégorie :

Les valeurs des degrés d'appartenance des membres de la catégorie d'oiseaux sont égales à 0.8, 0.9 et 1.0 (comme les valeurs des démarqueurs forts) ou 0.4, 0.5 et 0.6 ou 0.1, 0.2 et 0.3 (comme les valeurs des démarqueurs faibles). Il s'agit des données d'entrée dans le tableau des données dans l'algorithme TOPSIS.¹⁰

10. La valeur de 0.0 en tant que la valeur exacte (*crisp*) ne peut pas être utilisée dans la matrice

Dans le cas où l'individu ne considère pas la taille et la couleur comme les caractéristiques utiles pour la distinction des catégories, elles seront non applicables (N/A) pour cette distinction. Les valeurs triangulaires floues de chacun de ces deux démarqueurs, D_{m1} et D_{m2} , sont égales à 0.0, 0.0, 0.0, mais dans le cas où l'individu se trompe et donc, il considère la taille et la couleur comme les caractéristiques utiles pour la distinction des catégories, leurs valeurs sont égales à 0.4, 0.5, 0.6, puisqu'il les considère comme au moins les démarqueurs faibles qui ont plus ou moins l'impact dans la démarcation de la catégorie en question (ex. : la catégorie d'oiseaux) et des autres catégories (ex. : celles de mammifères ou de reptiles).¹¹

Les termes linguistiques pour désigner les données triangulaires flous des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux sont les suivants : médiocre, assez et bon concernant l'impact des démarqueurs marginaux, des démarqueurs faibles et du démarqueur fort dans la démarcation des catégories, respectivement.¹²

Dans la matrice des données, il est requis de considérer les alternatives, c'est-à-dire les membres de la catégorie d'oiseaux, et les valeurs des attributs ou des critères, c'est-à-dire celles des démarqueurs des membres de la catégorie en question.

3. Déterminer les valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs dans la

des données d'entrée de TOPSIS pour les raisons suivantes : 1. Les degrés d'appartenance flous et leurs valeurs moyennes ont été considérés pour les analyses présentées, parce que la cognition humaine est floue (Liu et You, 2018; Zhang et al., 2014). 2. La valeur de zéro ne peut pas être considérée pour présenter une valeur moyenne, car on aura : -0.1, 0.0, +0.1 dont la valeur moyenne est 0.0. Cependant, la valeur de -0.1 n'a pas de sens pour être considérée en tant que le degré d'appartenance.

11. On peut analyser les nombres des trois types de démarqueurs dans array (voir la partie E de l'annexe) et faire la même démarche pour leur analyse comme présentée dans cette thèse.

12. Une variété de termes linguistiques peut s'appliquer aux poids des données triangulaires floues dans l'algorithme TOPSIS (Chen et Hung, 2020, p. 4).

Tableau 4.6: Les degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux dans la matrice d'évaluation de TOPSIS

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
C-2	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
C-3	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.4, 0.5, 0.6
C-4	0.1, 0.2, 0.3	0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
0.4, 0.5, 0.6	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.4, 0.5, 0.6
0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6	0.8, 0.9, 1.0
0.4, 0.5, 0.6	0.1, 0.2, 0.3	0.1, 0.2, 0.3	0.1, 0.2, 0.3

matrice d'évaluation

Si l'individu se trompe au niveau de la taille et de la couleur et il les considère comme les caractéristiques qui aident ou aident plus ou moins à distinguer les membres de la catégorie d'oiseaux et ceux des membres de la catégorie de mammifères, il aura le problème de la distinction de ces catégories. Dans ce cas, le contenu du tableau 4.4 changera au niveau de la taille et de la couleur (les démarqueurs marginaux). Le tableau 4.6 représente les différents critères et les alternatives pour l'analyse de la consistance (ou de l'inconsistance) des croyances épistémiques à partir de la considération des membres de la catégorie d'oiseaux lorsque l'individu considère que ces démarqueurs l'aident ou l'aident plus ou moins à distinguer les membres de ces catégories. Le terme élevé concerne la considération de la taille ou de la couleur comme les démarqueurs qui aident à faire cette distinction, alors que les termes moyen et faible concernent la considération de la taille ou de la couleur comme les démarqueurs qui aident plus ou moins à faire cette distinction. Dans ces cas, le terme non applicable ou N/A est remplacé avec l'un de ces termes comme présentés dans le tableau ci-dessus.

Dans le dernier chapitre de la thèse, nous verrons que pour que l'effet des degrés d'appartenance des démarqueurs de taille et de couleur s'annule, conformément à leur considération comme non applicable ou N/A, lorsqu'on considère l'analyse théorique conforme au modèle de l'arbre selon laquelle l'individu ne doit pas considérer ces deux démarqueurs marginaux pour la distinction de la catégorie d'oiseaux et des autres catégories (ex. : mammifères ou reptiles), la première modification dans l'algorithme de TOPSIS permet au logiciel développé de mettre à zéro les valeurs des poids de ces démarqueurs pour que les résultats des multiplications des valeurs des degrés d'appartenance normalisées de ces deux démarqueurs par leurs poids normalisés soient mis à zéro dans les deux dernières colonnes de la matrice des données de TOPSIS pour l'ensemble des membres de la catégorie d'oiseaux.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté l'étape préliminaire de l'utilisation de TOPSIS pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques. Nous avons montré les étapes de la préparation et de la représentation des données à partir des exemples que nous avons analysés. Puisque dans la thèse les mêmes éléments qu'on a utilisés dans le modèle de l'arbre, c'est-à-dire les membres de la catégorie, leurs caractéristiques de distinction de ceux des autres catégories (démarqueurs) et leurs degrés d'appartenance, ont été utilisés dans la méthode TOPSIS, cette conformité de ce modèle à cette méthode de la prise de décision a aidé à faire les analyses de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir des contradictions des réponses aux questions traitées que nous présentons dans le chapitre suivant de la thèse.

CHAPITRE V

RÉSULTATS ET DISCUSSION

5.1 Utilisation de topsis pour le traitement des données

Dans cette partie de la thèse, nous présentons l'utilisation de la méthode TOPSIS pour le traitement des données. Il s'agit de la présentation du traitement des degrés d'appartenance des caractéristiques de la distinction (démarqueurs) des membres de la catégorie d'oiseaux de ceux des autres catégories. Tout d'abord, le traitement des valeurs triangulaires floues des degrés d'appartenance de ces démarqueurs et ensuite le traitement de leurs valeurs moyennes seront présentés.

Nous avons vu dans la thèse que les mêmes éléments qui se trouvent dans le modèle de l'arbre se trouvent aussi dans l'algorithme TOPSIS. Ces paramètres dans ces méthodes sont des candidats et leurs caractéristiques. Les candidats dans le modèle de l'arbre sont les membres de la catégorie qu'on analyse qui se trouvent verticalement sur le tronc de l'arbre et ils se trouvent dans les rangées de la matrice de l'entrée de TOPSIS. Les caractéristiques de la distinction des catégories, les démarqueurs, se trouvent sur les branches de l'arbre et elles se trouvent dans les colonnes de cette matrice de TOPSIS. Cet aspect avantageux du modèle de l'arbre permet d'implémenter l'algorithme de TOPSIS avec ces paramètres ayant des valeurs triangulaires floues ou leurs valeurs moyennes.

Tableau 5.1: Les décideurs incluant les degrés d'appartenance des critères pour les candidats : Décideurs 1 et 2

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
C-2	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
C-3	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.4, 0.5, 0.6
C-4	0.1, 0.2, 0.3	0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6

Dans la section précédente, nous avons vu certaines étapes de la préparation des données en vue de leur traitement avec la méthode TOPSIS. Nous présentons ici la suite de ces étapes en vue de l'utilisation des données avec cette méthode.

4. Déterminer les valeurs triangulaires floues pour les décideurs

La matrice des données est appelée un décideur. Le contenu de chaque décideur est déterminé avec les réponses de l'individu aux questions à traiter. Il s'agit des degrés d'appartenance des membres de la catégorie d'oiseaux dans les décideurs. Donc, si l'individu répond une fois aux questions sur la catégorie d'oiseaux, on aura une série de données qu'on indique dans la matrice du décideur 1. S'il répond deux fois aux questions, une fois au départ et une fois après la correction de ses réponses avec le logiciel, on aura deux décideurs, le décideur 1 et le décideur 2, incluant les données à partir de ses deux séries de réponses.

On considère cette étape en entrant les valeurs des degrés d'appartenance avec des valeurs triangulaires floues ou leurs valeurs moyennes (*crisp*) dans les tableaux des décideurs.

Dans la première série d'analyses, on considère les degrés d'appartenance des critères des membres de la catégorie d'oiseaux avec leurs valeurs triangulaires floues tels que présentés dans le tableau 5.1. C-1, C-2, C-3 et C-4 désignent les candidats 1, 2, 3 et 4, c'est-à-dire les quatre membres de la catégorie d'oiseaux.

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
0.4, 0.5, 0.6	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.4, 0.5, 0.6
0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6	0.8, 0.9, 1.0
0.4, 0.5, 0.6	0.1, 0.2, 0.3	0.1, 0.2, 0.3	0.1, 0.2, 0.3

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
C-2	0.8, 0.9, 1.0	0.4, 0.5, 0.6	0.8, 0.9, 1.0
C-3	0.1, 0.2, 0.3	0.8, 0.9, 1.0	0.4, 0.5, 0.6
C-4	0.1, 0.2, 0.3	0.1, 0.2, 0.3	0.4, 0.5, 0.6

Les degrés d'appartenance faibles seront 0.1, 0.2 et 0.3, les degrés d'appartenance moyens seront 0.4, 0.5 et 0.6 et les degrés d'appartenance élevés seront 0.8, 0.9 et 1.0, respectivement.

Le tableau 5.1 représente deux décideurs (*decision makers*). On considère la situation dans laquelle l'individu considère par erreur la taille et la couleur comme les caractéristiques qui ont impact dans la démarcation des catégories d'oiseaux et de mammifères.

5. Calculer la matrice de la décision combinée

Les formules suivantes sont utilisées pour déterminer les éléments de cette matrice :

$$\tilde{x}_{ij} = (a_{ij}, b_{ij}, c_{ij}) \quad (5.1)$$

$$a_{ij} = \min_k \{a_{ij}^k\} \quad (5.2)$$

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6	0.8, 0.9, 1.0	0.4, 0.5, 0.6
0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6
0.4, 0.5, 0.6	0.1, 0.2, 0.3	0.1, 0.2, 0.3	0.1, 0.2, 0.3

$$b_{ij} = 1/K \left(\sum_{k=1}^k b_{ij}^k \right) \quad (5.3)$$

$$c_{ij} = \max_k \{ c_{ij}^k \} \quad (5.4)$$

Donc, les premières valeurs dans chaque case de la matrice de la décision combinée seront les valeurs minimales des premières valeurs des cases des deux décideurs, les deuxièmes valeurs des cases de cette matrice seront la moyenne des deuxièmes valeurs des cases des décideurs, et les troisièmes valeurs des cases de cette matrice seront les valeurs maximales des troisièmes valeurs des cases des décideurs, respectivement.

Par exemple, pour C-1 ou le premier candidat ou membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire le prototype ou le canari A, les valeurs du critère ou démarqueur de voler dans la première matrice de données (le décideur 1) et la deuxième matrice de données (le décideur 2) sont les suivantes, respectivement :

0.8, 0.9, 1.0

et

0.8, 0.9, 1.0

Puisque ces deux séries de degrés d'appartenance sont les mêmes, nous aurions :

La valeur minimale entre 0.8 et 0.8 est 0.8.

La valeur moyenne entre 0.9 et 0.9 est 0.9.

La valeur maximale entre 1.0 et 1.0 est 1.0.

Donc, les valeurs des degrés d'appartenance pour C-1 pour le démarqueur de voler dans la matrice combinée seront les suivantes :

0.8, 0.9, 1.0

Pour C-2 ou le deuxième candidat ou membre de cette catégorie aussi les mêmes valeurs des degrés d'appartenance se trouvent dans les deux décideurs, c'est-à-dire les valeurs suivantes :

0.8, 0.9, 1.0

Tableau 5.2: Les valeurs de la matrice combinée

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
C-2	0.8, 0.9, 1.0	0.4, 0.7, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
C-3	0.1, 0.55, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.4, 0.5, 0.6
C-4	0.1, 0.2, 0.3	0.1, 0.35, 0.6	0.4, 0.5, 0.6

Donc, nous aurions les mêmes valeurs des degrés d'appartenance pour ce membre pour ce critère ou démarqueur dans la matrice combinée, c'est-à-dire les valeurs suivantes :

0.8, 0.9, 1.0

Or, les valeurs des degrés d'appartenance pour C-3 ou le troisième membre de cette catégorie ne sont pas les mêmes dans les deux décideurs. Les valeurs du critère ou démarqueur de voler dans la première matrice de données (le décideur 1) et la deuxième matrice de données (le décideur 2) sont les suivantes, respectivement :

0.8, 0.9, 1.0

et

0.1, 0.2, 0.3

Donc, nous aurions :

La valeur minimale entre 0.8 et 0.1 est 0.1.

La valeur moyenne entre 0.9 et 0.2 est 0.55.

La valeur maximale entre 1.0 et 0.3 est 1.0.

Donc, les valeurs des degrés d'appartenance pour C-3 pour le démarqueur de voler dans la matrice combinée seront les suivantes :

0.1, 0.55, 1.0

Les valeurs des degrés d'appartenance dans les autres cases de la matrice combinée s'obtiennent de la même manière.

Le tableau 5.2 représente les valeurs de la matrice combinée.

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.4, 0.7, 1.0	0.4, 0.7, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.7, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.4, 0.5, 0.6
0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.7, 1.0
0.4, 0.5, 0.6	0.1, 0.2, 0.3	0.1, 0.2, 0.3	0.1, 0.2, 0.3

6. Déterminer les valeurs de la matrice de décision floue normalisée

On divise les valeurs des cases de la matrice combinée de l'étape précédente par les valeurs maximales des critères d'avantage et les valeurs minimales des critères du coût sur les valeurs de ceux-ci de l'ordre inverse selon les formules suivantes :

$$\tilde{r}_{ij} = (a_{ij}/c_j^*, b_{ij}/c_j^*, c_{ij}/c_j^*) \quad (5.5)$$

et

$$c_j^* = \max_i \{c_{ij}\} \quad (5.6)$$

(le critère du profit)

$$\tilde{r}_{ij} = (\tilde{a}_j/c_{ij}, \tilde{a}_j/b_{ij}, \tilde{a}_j/a_{ij}) \quad (5.7)$$

et

$$\tilde{a}_j = \min_i \{a_{ij}\} \quad (5.8)$$

(le critère du coût)

Il s'agit de la normalisation linéaire des données. Les critères ou les démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux sont les critères du profit et non les critères du coût. Donc, les valeurs des cases de la matrice de décision floue normalisée se calculent dans l'algorithme TOPSIS selon la première formule ci-dessus.

Le tableau 5.3 représente les calculs pour obtenir les valeurs de la matrice de décision floue normalisée. Les divisions des valeurs des critères dans les cases de ce tableau donnent les valeurs du tableau 5.4.

7. Déterminer les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée

Nous utilisons les formules suivantes pour obtenir les valeurs de la matrice pondérée, c'est-à-dire les valeurs des données normalisées multipliées par leurs poids :

$$\tilde{V}_{ij} = \tilde{r}_{ij} * w_j \quad (5.9)$$

$$\tilde{A}_1 \otimes \tilde{A}_2 = (a_1, b_1, c_1) \otimes (a_2, b_2, c_2) = (a_1 * a_2, b_1 * b_2, c_1 * c_2) \quad (5.10)$$

où les valeurs de a_1 , b_1 et c_1 se trouvent à gauche, au milieu et à droite dans les cases du tableau 5.3, respectivement. a_2 , b_2 et c_2 sont les pondérations ou les poids (*weights*) assignés avec w_j dans la première formule ci-dessus pour chaque case de ce tableau.

La taille et de la couleur n'aident pas à la distinction des membres de la catégorie d'oiseaux de ceux des membres de la catégorie de mammifères, car il existe des oiseaux et des mammifères qui ont la même taille ou la même couleur. En fait, ces caractéristiques sont les démarqueurs marginaux dans le modèle de l'arbre. Donc, dans la gamme de zéro à un, il faut considérer le poids zéro pour celles-ci. En ce qui concerne les autres caractéristiques, c'est-à-dire voler, avoir des ailes, pondre, avoir un bec et avoir le chant d'oiseau, on peut considérer les poids entre zéro et un selon leur importance pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux.

Puisqu'en entendant le chant d'oiseau, on n'a pas besoin de voir l'animal et sans l'apercevoir, on peut dire qu'il s'agit d'un oiseau, on considère les maximums des poids, c'est-à-dire 0.8, 0.9 et 1.0, pour cette caractéristique. Il s'agit d'un démarqueur fort qui aide à distinguer un oiseau d'un non-oiseau. Puisque la forme

Tableau 5.3: Les calculs pour obtenir les valeurs de la matrice de décision floue normalisée

Critère	Voler	Avoir des ailes
C-1	0.8/1.0, 0.9/1.0, 1.0/1.0	0.8/1.0, 0.9/1.0, 1.0/1.0
C-2	0.8/1.0, 0.9/1.0, 1.0/1.0	0.4/1.0, 0.7/1.0, 1.0/1.0
C-3	0.1/1.0, 0.55/1.0, 1.0/1.0	0.8/1.0, 0.9/1.0, 1.0/1.0
C-4	0.1/1.0, 0.2/1.0, 0.3/1.0	0.1/1.0, 0.35/1.0, 0.6/1.0

Pondre	Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau
0.8/1.0, 0.9/1.0, 1.0/1.0	0.4/1.0, 0.7/1.0, 1.0/1.0	0.4/1.0, 0.7/1.0, 1.0/1.0
0.8/1.0, 0.9/1.0, 1.0/1.0	0.4/1.0, 0.5/1.0, 0.6/1.0	0.4/1.0, 0.7/1.0, 1.0/1.0
0.4/1.0, 0.5/1.0, 0.6/1.0	0.4/1.0, 0.5/1.0, 0.6/1.0	0.4/1.0, 0.5/1.0, 0.6/1.0
0.4/1.0, 0.5/1.0, 0.6/1.0	0.4/1.0, 0.5/1.0, 0.6/1.0	0.1/1.0, 0.2/1.0, 0.3/1.0

Taille	Couleur
0.1/1.0, 0.1/0.9, 0.1/0.8	0.1/1.0, 0.1/0.9, 0.1/0.8
0.1/1.0, 0.1/0.9, 0.1/0.8	0.1/0.6, 0.1/0.5, 0.1/0.4
0.1/0.6, 0.1/0.5, 0.1/0.4	0.1/1.0, 0.1/0.7, 0.1/0.4
0.1/0.3, 0.1/0.2, 0.1/0.1	0.1/0.3, 0.1/0.2, 0.1/0.1

Tableau 5.4: Les valeurs de la matrice de décision floue normalisée

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
C-2	0.8, 0.9, 1.0	0.4, 0.7, 1.0	0.8, 0.9, 1.0
C-3	0.1, 0.55, 1.0	0.8, 0.9, 1.0	0.4, 0.5, 0.6
C-4	0.1, 0.2, 0.3	0.1, 0.35, 0.6	0.4, 0.5, 0.6

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.4, 0.7, 1.0	0.4, 0.7, 1.0	0.1, 0.11, 0.125	0.1, 0.11, 0.125
0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.7, 1.0	0.1, 0.11, 0.125	0.167, 0.2, 0.25
0.4, 0.5, 0.6	0.4, 0.5, 0.6	0.167, 0.2, 0.25	0.1, 0.143, 0.25
0.4, 0.5, 0.6	0.1, 0.2, 0.3	0.33, 0.5, 2.0	0.33, 0.5, 1.0

du bec d'un animal ou celle de ses ailes peut varier et on n'a besoin de les observer pour déterminer s'il s'agit d'un oiseau ou d'un non-oiseau, on considère 0.4, 0.5 et 0.6 comme les poids de ces caractéristiques qui aident plus ou moins à distinguer un oiseau d'un non-oiseau. Il s'agit des démarqueurs faibles dans le modèle de l'arbre. Les animaux qui sont les non-oiseaux peuvent pondre des œufs. Certains animaux qui ne sont pas les oiseaux peuvent voler. Donc, ces deux caractéristiques aident moins pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux et on considère 0.4, 0.5 et 0.6 comme les poids de ces caractéristiques. Il s'agit des démarqueurs faibles dans le modèle de l'arbre.

Donc, on aura les poids flous suivants :

pour voler :

$$a_2 = 0.4 \quad b_2 = 0.5 \quad c_2 = 0.6$$

pour voir des ailes :

$$a_2 = 0.4 \quad b_2 = 0.5 \quad c_2 = 0.6$$

pour pondre :

$$a_2 = 0.4 \quad b_2 = 0.5 \quad c_2 = 0.6$$

pour avoir un bec :

$$a_2 = 0.4 \quad b_2 = 0.5 \quad c_2 = 0.6$$

pour voir le chant d'oiseau :

$$a_2 = 0.8 \quad b_2 = 0.9 \quad c_2 = 1.0$$

pour la taille :

$$a_2 = b_2 = c_2 = 0.0$$

pour la couleur :

$$a_2 = b_2 = c_2 = 0.0$$

Les valeurs moyennes des poids sont les suivantes :

pour voler :

$$(a_2 + b_2 + c_2)/3 = (0.4 + 0.5 + 0.6)/3 = 0.5$$

pour voir des ailes :

$$(a_2 + b_2 + c_2)/3 = (0.4 + 0.5 + 0.6)/3 = 0.5$$

pour pondre :

$$(a_2 + b_2 + c_2)/3 = (0.4 + 0.5 + 0.6)/3 = 0.5$$

pour avoir un bec :

$$(a_2 + b_2 + c_2)/3 = (0.4 + 0.5 + 0.6)/3 = 0.5$$

pour voir le chant d'oiseau :

$$(a_2 + b_2 + c_2)/3 = (0.8 + 0.9 + 1.0)/3 = 0.9$$

pour la taille :

$$(a_2 + b_2 + c_2)/3 = (0.0 + 0.0 + 0.0)/3 = 0.0$$

pour la couleur :

$$(a_2 + b_2 + c_2)/3 = (0.0 + 0.0 + 0.0)/3 = 0.0$$

La normalisation des valeurs des poids lorsque leur somme est supérieure à un se fait selon les formules suivantes :

$$w_1/(w_1 + w_2 + \dots w_n) \quad (5.11)$$

$$w_2/(w_1 + w_2 + \dots w_n) \quad (5.12)$$

etc.

$$w_n/(w_1 + w_2 + \dots w_n) \quad (5.13)$$

où $w_1, w_2 \dots w_n$ sont le 1^{er} poids, le 2^e poids, ... le n^{me} poids, respectivement.

La matrice des poids moyens est la suivante :

$$[0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.9 \ 0.0 \ 0.0]$$

La normalisation des valeurs des poids dans cette matrice se fait de la manière suivante :

$$w_1 + w_2 + \dots w_n = 0.5 + 0.5 + 0.5 + 0.5 + 0.9 + 0.0 + 0.0 = 2.9$$

Tableau 5.5: La multiplication des valeurs de la matrice de décision floue normalisée par leurs poids

Critère	Voler
C-1	$0.1724137931*0.8, 0.1724137931*0.9, 0.1724137931*1.0$
C-2	$0.1724137931*0.8, 0.1724137931*0.9, 0.1724137931*1.0$
C-3	$0.1724137931*0.1, 0.1724137931*0.55, 0.1724137931*1.0$
C-4	$0.1724137931*0.1, 0.1724137931*0.2, 0.1724137931*0.3$

$$0.0/2.9 = 0.0$$

$$0.5/2.9 = 0.1724137931$$

$$0.9/2.9 = 0.31034482758$$

La matrice des poids normalisés sera la suivante :

$$[0.1724137931 \quad 0.1724137931 \quad 0.1724137931 \quad 0.1724137931 \quad 0.31034482758 \quad 0.0 \\ 0.0]$$

Donc, on aura les multiplications des valeurs des poids normalisées par celles de la matrice de décision floue normalisée dans le tableau 5.5 pour obtenir les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée.

Nous avons eu le terme N/A dans les deux dernières colonnes du tableau 4.3 dans le chapitre précédent. On considère les valeurs triangulaires 0.0, 0.0, 0.0 des poids dans les deux dernières colonnes de ce tableau qui correspond à la matrice d'évaluation dans la méthode TOPSIS pour les démarqueurs de taille et de couleur des membres de la catégorie d'oiseaux. Cette approche est désignée pour que la mise à zéro des valeurs de ces données soit conforme avec l'analyse théorique selon le modèle de l'arbre, puisque ces deux caractéristiques ont l'effet négatif dans la confusion de cette catégorie avec les catégories de mammifères et de reptiles et il faut annuler leurs données dans les analyses.

Les multiplications des valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs des

Avoir des ailes
0.1724137931*0.8,0.1724137931*0.9,0.1724137931*1.0
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.7,0.1724137931*1.0
0.1724137931*0.8,0.1724137931*0.9,0.1724137931*1.0
0.1724137931*0.1,0.1724137931*0.35,0.1724137931*0.6

Pondre
0.1724137931*0.8,0.1724137931*0.9,0.1724137931*1.0
0.1724137931*0.8,0.1724137931*0.9,0.1724137931*1.0
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.5,0.1724137931*0.6
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.5,0.1724137931*0.6

Avoir un bec
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.7,0.1724137931*1.0
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.5,0.1724137931*0.6
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.5,0.1724137931*0.6
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.5,0.1724137931*0.6

Avoir le chant d'oiseau
0.31034482758*0.4,0.31034482758*0.7,0.31034482758*1.0
0.31034482758*0.4,0.31034482758*0.7,0.31034482758*1.0
0.31034482758*0.4,0.31034482758*0.5,0.31034482758*0.6
0.31034482758*0.1,0.31034482758*0.2,0.31034482758*0.3

Taille	Couleur
0.0*0.1,0.0*0.11,0.0*0.125	0.0*0.1,0.0*0.11,0.0*0.125
0.0*0.1,0.0*0.11,0.0*0.125	0.0*0.167,0.0*0.2,0.0*0.25
0.0*0.167,0.0*0.2,0.0*0.25	0.0*0.1,0.0*0.143,0.0*0.25
0.0*0.33,0.0*0.5,0.0*0.1	0.0*0.33,0.0*0.5,0.0*0.1

Tableau 5.6: Les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée

Critère	Voler
C-1	0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
C-2	0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
C-3	0.17241379, 0.09482759, 0.17241379
C-4	0.01724138, 0.03448276, 0.05172414

Avoir des ailes
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.06896551, 0.12068966, 0.17241379
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.01724138, 0.06034483, 0.10344828

membres de la catégorie d'oiseaux par leur poids sont présentées dans le tableau ci-dessus. Le tableau 5.6 représente les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée.

8. Déterminer la solution idéale positive floue ou *fuzzy positive ideal solution (FPIS)* et la solution idéale négative floue ou *fuzzy negative ideal solution (FNIS)*

Les valeurs de *FPIS* et *FNIS* s'obtiennent avec les formules suivantes :

$$A^* = (\tilde{v}_1^*, \tilde{v}_2^*, \dots, \tilde{v}_n^*) \quad (5.14)$$

Dans la formule ci-dessus, nous avons :

$$\tilde{v}_j^* = \max_i \{v_{ij3}\} \quad (5.15)$$

Pondre
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828

Avoir un bec
0.06896552, 0.12068966, 0.17241379
0.06896551, 0.08620690, 0.10344828
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828

Avoir le chant d'oiseau
0.12413793, 0.21724138, 0.310344828
0.12413793, 0.21724138, 0.310344828
0.12413793, 0.15517241, 0.186206897
0.031034483, 0.06206897, 0.09310345

Et nous avons aussi :

$$A^- = (\tilde{v}_1^-, \tilde{v}_2^-, \dots, \tilde{v}_n^-) \quad (5.16)$$

Dans la formule ci-dessus, nous avons :

$$\tilde{v}_j^- = \min_i \{v_{ij1}\} \quad (5.17)$$

Donc, pour calculer les valeurs de *FPIS* (ou A^*) et *FNIS* (ou A^-) dans le tableau 5.7, nous considérons les valeurs maximales et minimales des données pour chaque critère du profit, c'est-à-dire la caractéristique favorable (ex. : le démarqueur fort et chacun des démarqueurs faibles), respectivement et les valeurs minimales et maximales des données pour chaque critère du coût, c'est-à-dire la caractéristique défavorable (ex. : chacun des démarqueurs marginaux), respectivement.

Le tableau 5.7 représente les valeurs de *FPIS* (ou A^*) et *FNIS* (ou A^-).

9. Déterminer la distance de chaque alternative par rapport à *FPIS* et à *FNIS*

Taille	Couleur
0.00, 0.00, 0.00	0.00, 0.00, 0.00
0.00, 0.00, 0.00	0.00, 0.00, 0.00
0.00, 0.00, 0.00	0.00, 0.00, 0.00
0.00, 0.00, 0.00	0.00, 0.00, 0.00

Tableau 5.7: Les valeurs de *FPIS* et *FNIS*

Critère	Voler
C-1	0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
C-2	0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
C-3	0.17241379, 0.09482759, 0.17241379
C-4	0.01724138, 0.03448276, 0.05172414
A^*	0.17241379, 0.09482759, 0.17241379
A^-	0.01724138, 0.03448276, 0.05172414

Avoir des ailes
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.06896551, 0.12068966, 0.17241379
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.01724138, 0.06034483, 0.10344828
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.01724138, 0.06034483, 0.10344828

Les valeurs de ces distances s'obtiennent avec les formules suivantes :

$$d(\tilde{x}, \tilde{y}) = \sqrt{\frac{1}{3}[(a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2 + (c_1 - c_2)^2]} \quad (5.18)$$

ainsi que les formules suivantes :

$$d_i^* = \sum_{j=1}^n d(\tilde{v}_{ij}, \tilde{v}_j^*) \quad (5.19)$$

et

$$d_i^- = \sum_{j=1}^n d(\tilde{v}_{ij}, \tilde{v}_j^-) \quad (5.20)$$

Dans le tableau 5.7, pour le premier candidat, c'est-à-dire pour C-1, et pour le premier critère ou démarqueur, c'est-à-dire pour voler, nous avons les valeurs suivantes :

0.13793103, 0.15517241, 0.17241379

Tableau 5.8: Les valeurs de d_i^* , d_i^- , CC_i et le classement des candidats

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.040	0.000	0.000
C-2	0.040	0.045	0.000
C-3	0.000	0.000	0.070
C-4	0.119	0.097	0.070

Les valeurs de $FPIS$ (A^*) pour ce critère sont les suivantes :

0.17241379, 0.09482759, 0.17241379

Donc, la valeur de cette distance, d_i^* , sera égale à 0.

Les mêmes calculs se font sur les autres données du tableau 5.7 en considérant leur différence avec les valeurs de A^* et A^- selon la formule ci-dessus pour obtenir les distances des autres données par rapport à la solution idéale positive et la solution idéale négative.¹

Le tableau 5.8 représente les valeurs de d_i^* et d_i^- qu'on obtient avec la somme des valeurs de d . Ce tableau inclut aussi les valeurs de CC_i et le classement des candidats.

Les valeurs de d dans les colonnes de voler, d'avoir des ailes, de pondre, d'avoir un bec, d'avoir le chant d'oiseau, de taille et de couleur, et les valeurs de d_i^* se trouvent dans la dernière colonne.

Les valeurs de d dans les colonnes de voler, avoir des ailes, pondre, avoir un bec, avoir le chant d'oiseau, taille et couleur, et les valeurs de d_i^- se trouvent dans la dernière colonne.

On peut obtenir le classement des candidats ou des membres de la catégorie d'oiseaux selon le paramètre qui s'appelle « le coefficient de similarité » en divisant

1. J'ai utilisé le code de TOPSIS disponible sur le site Web GitHub dans mon logiciel (<https://github.com/Glitchfix/TOPSIS-Python/blob/master/topsis.py>).

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur	d_i^*
0.000	0.000	0.000	0.000	0.040
0.045	0.000	0.000	0.000	0.130
0.045	0.080	0.000	0.000	0.195
0.045	0.027	0.000	0.000	0.358

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.121	0.097	0.070
C-2	0.121	0.061	0.070
C-3	0.119	0.097	0.000
C-4	0.000	0.000	0.000

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur	d_i^-
0.045	0.083	0.000	0.000	0.416
0.000	0.083	0.000	0.000	0.335
0.000	0.093	0.000	0.000	0.309
0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.040	0.416	0.912	1
C-2	0.130	0.335	0.720	2
C-3	0.195	0.309	0.613	3
C-4	0.358	0.000	0.000	4

la valeur de la distance de chaque candidat par rapport à la solution idéale négative à l'ensemble des distances de ce candidat par rapport à la solution idéale positive et à la solution idéale négative. Plus la valeur de ce paramètre est proche de 1, meilleur est la position du candidat dans ce classement. Les valeurs de ce coefficient (CC_i) s'obtient selon la formule suivante : $d_i^- / (d_i^* + d_i^-)$ (Indahingwati et al., 2018, p. 112; Triantaphyllou et Lin, 1996, p. 296). Les valeurs de ce paramètre pour les candidats C-1, C-2, C-3 et C-4, c'est-à-dire le canari A, la poule B, l'autruche C et l'ornithorynque D, sont égales à 0.912, 0.720, 0.613 et 0.000, respectivement.

Le classement des membres de la catégorie d'oiseaux présenté dans le tableau 5.8 veut dire que le premier membre de cette catégorie ou son prototype (le canari A) est classé en première place, le deuxième membre de cette catégorie (la poule B) en deuxième place, le troisième membre (l'autruche C) en troisième place et le quatrième membre (l'ornithorynque D) en quatrième place. Donc, selon ce classement, le premier candidat (C-1), c'est-à-dire le canari A ou le prototype de la catégorie d'oiseaux, selon la théorie des prototypes, est le meilleur membre de cette catégorie. Le deuxième membre, la poule B, est le deuxième meilleur membre. Le candidat C-3, l'autruche C, est le troisième meilleur candidat et le candidat C-4, l'ornithorynque, est le dernier membre de cette catégorie et le dernier candidat dans ce classement.²

La figure 5.1 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la

2. Si le même candidat n'est pas celui qui a la plus petite valeur de d_i^* et la plus grande valeur de d_i^- , c'est-à-dire que si deux candidats différents, l'un a la plus petite valeur de d_i^* et l'autre a la plus grande valeur de d_i^- , on détermine le meilleur candidat à partir de la valeur de CC_i ; le candidat ayant la plus grande valeur de CC_i est le meilleur candidat (Fei et al., 2016, p. 7).

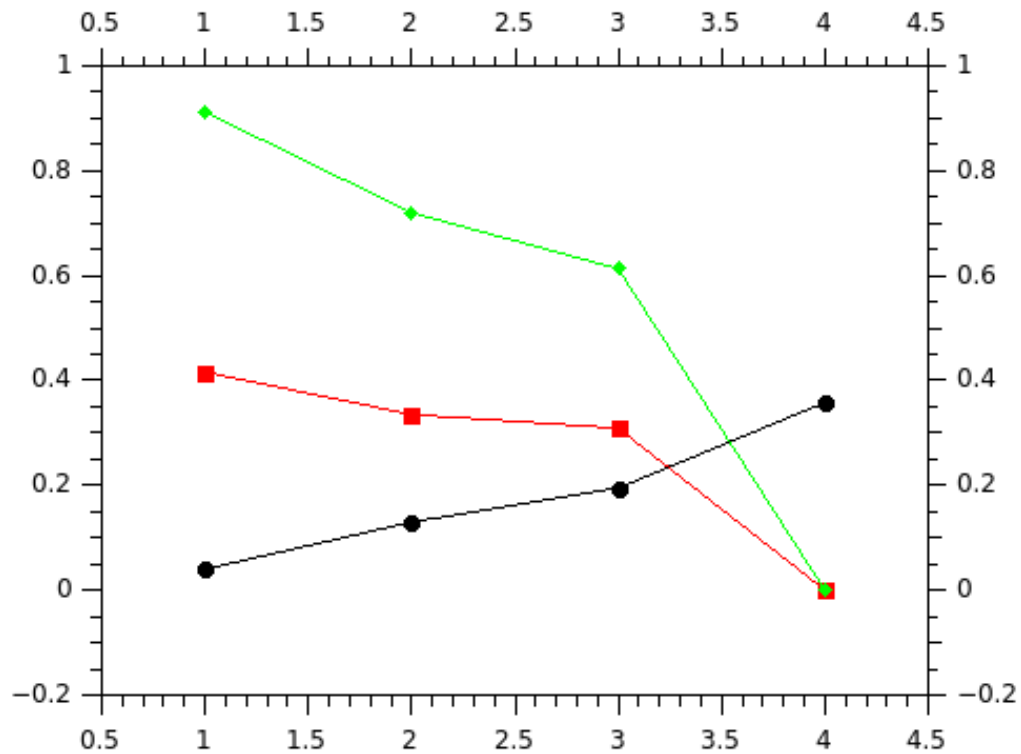


Figure 5.1: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse théorique des données triangulaires floues avec la normalisation linéaire

deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

Le paramètre d_i^* ou d_i^- est considéré comme le paramètre dont la valeur est théorique (D_T), puisqu'il s'agit du paramètre dont la valeur est la valeur attendue selon la théorie des démarqueurs et le modèle de l'arbre, puisqu'on a analysé la situation dans laquelle l'individu ne considère pas que les démarqueurs marginaux

Critère	Voler
C-1	0.1724137931*0.8,0.1724137931*0.9,0.1724137931*1.0
C-2	0.1724137931*0.8,0.1724137931*0.9,0.1724137931*1.0
C-3	0.1724137931*0.1,0.1724137931*0.55,0.1724137931*1.0
C-4	0.1724137931*0.1,0.1724137931*0.2,0.1724137931*0.3

Avoir des ailes
0.1724137931*0.8,0.1724137931*0.9,0.1724137931*1.0
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.7,0.1724137931*1.0
0.1724137931*0.8,0.1724137931*0.9,0.1724137931*1.0
0.1724137931*0.1,0.1724137931*0.35,0.1724137931*0.6

s'impliquent pour la distinction ou la démarcation des catégories et on a considéré la valeur zéro pour leurs poids. On considère la valeur de ce paramètre pour le meilleur candidat dont la valeur de CC_i est la plus grande.

La suite des analyses montre que la valeur de d_i^* du premier candidat (C-1), c'est-à-dire le premier membre de la catégorie d'oiseaux ou le canari A, ne change pas et elle reste égale à zéro dans l'analyse théorique qu'on a faite ici et dans l'analyse expérimentale qui s'en suit. Donc, au lieu de la valeur de ce paramètre, on considère celle de d_i^- du premier candidat comme D_T . Donc, nous avons :

$$D_T = d_i^- = 0.416 \quad (5.21)$$

Si l'individu considère les valeurs non-zéros pour les poids ou pour les facteurs de l'importance de la taille et de la couleur en tant que les démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux, les valeurs expérimentales calculées, c'est-à-dire les valeurs de d_i^* et d_i^- et donc, ou la valeur de D_E , seront différentes de celles de d_i^* et d_i^- , ou la valeur de D_T dans l'analyse théorique qu'on a faite. Donc, pour les valeurs expérimentales on aura les tableaux suivants.

Les multiplications des valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée se trouvent dans le tableau 5.5.

Pondre
0.1724137931*0.8,0.1724137931*0.9,0.1724137931*1.0
0.1724137931*0.8,0.1724137931*0.9,0.1724137931*1.0
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.5,0.1724137931*0.6
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.5,0.1724137931*0.6

Avoir un bec
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.7,0.1724137931*1.0
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.5,0.1724137931*0.6
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.5,0.1724137931*0.6
0.1724137931*0.4,0.1724137931*0.5,0.1724137931*0.6

Avoir le chant d'oiseau
0.31034482758*0.4,0.31034482758*0.7,0.31034482758*1.0
0.31034482758*0.4,0.31034482758*0.7,0.31034482758*1.0
0.31034482758*0.4,0.31034482758*0.5,0.31034482758*0.6
0.31034482758*0.1,0.31034482758*0.2,0.31034482758*0.3

Taille
0.1724137931*0.1,0.1724137931*0.11,0.1724137931*0.125
0.1724137931*0.1,0.1724137931*0.11,0.1724137931*0.125
0.1724137931*0.167,0.1724137931*0.2,0.1724137931*0.25
0.1724137931*0.33,0.1724137931*0.5,0.1724137931*0.1

Couleur
0.1724137931*0.1,0.1724137931*0.11,0.1724137931*0.125
0.1724137931*0.167,0.1724137931*0.2,0.1724137931*0.25
0.1724137931*0.1,0.1724137931*0.143,0.1724137931*0.25
0.1724137931*0.33,0.1724137931*0.5,0.1724137931*0.1

Critère	Voler		
C-1	0.13793103,	0.15517241,	0.17241379
C-2	0.13793103,	0.15517241,	0.17241379
C-3	0.17241379,	0.09482759,	0.17241379
C-4	0.01724138,	0.03448276,	0.05172414

Avoir des ailes		
0.13793103,	0.15517241,	0.17241379
0.06896551,	0.12068966,	0.17241379
0.13793103,	0.15517241,	0.17241379
0.01724138,	0.06034483,	0.10344828

Ensuite, nous verrons les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée dans le tableau 5.6.³

Dans le tableau 5.7 présenté ci-dessous, les valeurs de la solution positive idéale (A^*) pour les critères ou les caractéristiques de profit (c'est-à-dire pour le démarqueur fort et les démarqueurs faibles, ex. : voler, avoir des ailes, pondre, avoir un bec, et avoir le chant d'oiseau) sont les valeurs maximales dans chaque colonne de ce tableau, alors que les valeurs de cette solution pour les critères ou les caractéristiques du coût (c'est-à-dire pour les démarqueurs marginaux, ex. : la taille et la couleur des oiseaux) sont les valeurs minimales dans chaque colonne du tableau.

Les valeurs de la solution négative idéale (A^-) pour les critères ou les caractéristiques du profit (c'est-à-dire pour les démarqueurs de voler, d'avoir des ailes, de pondre, d'avoir un bec, et d'avoir le chant d'oiseau) sont les valeurs minimales dans chaque colonne du tableau 5.7, alors que les valeurs de cette solution pour les critères ou les caractéristiques de coût (c'est-à-dire pour les démarqueurs de taille et de couleur des oiseaux) sont les valeurs maximales dans chaque colonne de ce tableau.

3. La normalisation des poids a été prise en compte dans le logiciel développé et dans la suite de la thèse pour les analyses de l'inconsistance des croyances épistémiques et de la confusion des catégories.

Pondre
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828

Avoir un bec
0.06896552, 0.12068966, 0.17241379
0.06896551, 0.08620690, 0.10344828
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828

Avoir le chant d'oiseau
0.12413793, 0.21724138, 0.310344828
0.12413793, 0.21724138, 0.310344828
0.12413793, 0.15517241, 0.186206897
0.031034483, 0.06206897, 0.09310345

Taille
0.01724138, 0.01896552, 0.02155172
0.01724138, 0.01896552, 0.02155172
0.02879310, 0.03448276, 0.04310345
0.05689655, 0.08620690, 0.01724138

Couleur
0.01724138, 0.01896552, 0.02155172
0.02879310, 0.03448276, 0.04310345
0.01724138, 0.02465517, 0.04310345
0.05689655, 0.08620690, 0.01724138

Critère	Voler
C-1	0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
C-2	0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
C-3	0.17241379, 0.09482759, 0.17241379
C-4	0.01724138, 0.03448276, 0.05172414
A*	0.17241379, 0.09482759, 0.17241379
A ⁻	0.01724138, 0.03448276, 0.05172414

Avoir des ailes
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.06896551, 0.12068966, 0.17241379
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.01724138, 0.06034483, 0.10344828
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.01724138, 0.06034483, 0.10344828

Pondre
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828
0.13793103, 0.15517241, 0.17241379
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828

Avoir un bec
0.06896552, 0.12068966, 0.17241379
0.06896551, 0.08620690, 0.10344828
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828
0.06896552, 0.12068966, 0.17241379
0.06896551, 0.086206897, 0.10344828

Avoir le chant d'oiseau
0.12413793, 0.21724138, 0.310344828
0.12413793, 0.21724138, 0.310344828
0.12413793, 0.15517241, 0.186206897
0.031034483, 0.06206897, 0.09310345
0.12413793, 0.21724138, 0.310344828
0.031034483, 0.06206897, 0.09310345

Taille
0.01724138, 0.01896552, 0.02155172
0.01724138, 0.01896552, 0.02155172
0.02879310, 0.03448276, 0.04310345
0.05689655, 0.08620690, 0.01724138
0.01724138, 0.01896552, 0.02155172
0.05689655, 0.08620690, 0.01724138

Couleur		
0.01724138,	0.01896552,	0.02155172
0.02879310,	0.03448276,	0.04310345
0.01724138,	0.02465517,	0.04310345
0.05689655,	0.08620690,	0.01724138
0.01724138,	0.01896552,	0.02155172
0.05689655,	0.08620690,	0.01724138

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.040	0.000	0.000
C-2	0.040	0.045	0.000
C-3	0.000	0.000	0.070
C-4	0.119	0.097	0.070

Le tableau 5.8 inclut les valeurs de d_i^* , d_i^- , CC_i et le classement des candidats.

Le classement des membres de la catégorie d'oiseaux présenté dans le tableau 5.8 veut dire que le premier membre de cette catégorie ou son prototype (le canari A) est classé en première place, le deuxième membre de cette catégorie (la poule B) en deuxième place, le troisième membre (l'autruche C) en troisième place et le quatrième membre (l'ornithorynque D) en quatrième place.

Le paramètre d_i^- du premier candidat (C-1), c'est-à-dire le premier membre de la catégorie d'oiseaux ou le canari A, est considéré comme le paramètre D_E . Donc, nous avons :

$$D_E = 0.540 \quad (5.22)$$

La figure 5.2 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i ,

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur	d_i^*
0.000	0.000	0.000	0.000	0.040
0.045	0.000	0.000	0.017	0.147
0.045	0.080	0.017	0.013	0.225
0.045	0.027	0.045	0.045	0.448

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.121	0.097	0.069
C-2	0.121	0.61	0.069
C-3	0.119	0.97	0.000
C-4	0.000	0.000	0.000

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur	d_i^-
0.000	0.045	0.163	0.045	0.540
0.000	0.000	0.163	0.45	1.413
0.000	0.000	0.093	0.037	1.219
0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

Si les réponses contradictoires de l'individu aux questions présentées résultent la situation dans laquelle la valeur de la différence entre la valeur obtenue basée sur la solution idéale positive ou négative soit différente de la valeur prévue, le logiciel développé envoie le message à propos de l'inconsistance de la croyance épistémique de l'utilisateur à l'administrateur. L'optimisation des données aide à résoudre cette inconsistance.

Nous avons la formule suivante à partir de modèle de l'arbre :

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.040	0.540	0.931	1
C-2	0.147	1.413	0.906	2
C-3	0.225	1.219	0.844	3
C-4	0.448	0.000	0.000	4

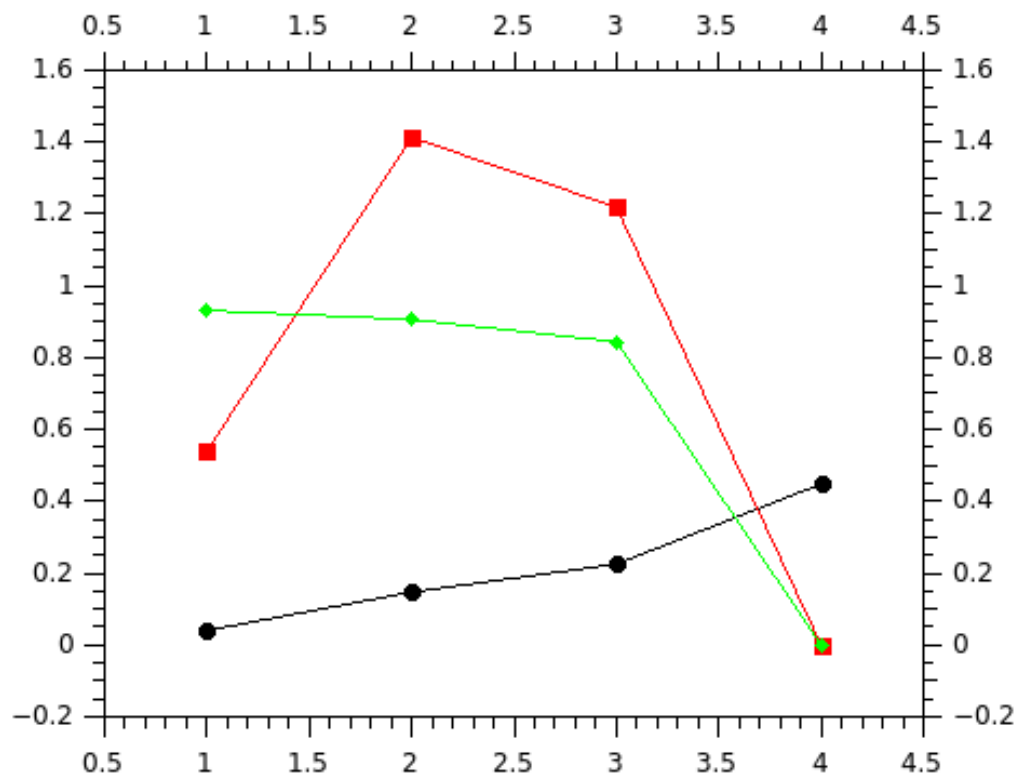


Figure 5.2: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse expérimentale des données triangulaires floues avec la normalisation linéaire

$$\delta_1 = |P_E - P_T| \quad (5.23)$$

Nous avons vu dans la section 3.2.2 que pour le canari A :

$$P = 5(1)/1.0 \quad (5.24)$$

en pourcentage : 5 %

Il s'agit de la valeur de la probabilité de croisement théorique pour ce membre de la catégorie d'oiseaux avec le membre d'une catégorie de non-oiseaux (par exemple, avec le membre de la catégorie de mammifères). Donc, nous avons :

$$P_T = 5 \quad (5.25)$$

Si l'individu considère par erreur que la taille et la couleur du canari aident à le distinguer (plus ou moins) du membre de la catégorie de mammifères, on ajoute le nombre de ces démarqueurs dans les calculs de la probabilité du croisement du canari A. Donc, on aura :

$$P = 5(1 + 2)/1.0 \quad (5.26)$$

en pourcentage : 15 %

Il s'agit de la valeur de la probabilité de croisement expérimentale pour ce membre de la catégorie d'oiseaux avec le membre d'une catégorie de non-oiseaux (par exemple, avec le membre de la catégorie de mammifères). Donc, nous avons :

$$P_E = 15 \quad (5.27)$$

$$\delta_1 = |P_E - P_T| \quad (5.28)$$

$$\delta_1 = |15 - 5| = 10 \quad (5.29)$$

À partir de l'algorithme de la prise de décision (*fuzzy multi-attribute decision making*) :

$$\delta_2 = |D_E - D_T| \quad (5.30)$$

$$\delta_2 = |0.540 - 0.416| = 0.124 \quad (5.31)$$

L'inconsistance de la croyance épistémique de l'individu lorsque sa croyance n'est pas conforme avec l'analyse théorique, puisque par erreur il considère les démarqueurs de taille et de couleur dans la distinction des catégories d'oiseaux et de mammifères, fait que les valeurs de δ_1 et δ_2 ne soient pas égales avec zéro.

Certaines étapes importantes concernant l'analyse de l'inconsistance des catégories peuvent donner des résultats comparatifs à ceux qu'on a présentés jusqu'ici.

1. L'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques en considérant les valeurs moyennes et non pas les valeurs triangulaires floues pour les démarqueurs des membres de la catégorie en question

Cette étape consiste à déterminer lorsque les individus considèrent les valeurs moyennes et non pas floues pour les démarqueurs des membres d'une catégorie, quel est le statut de l'inconsistance probable de leurs croyances épistémiques. Comment peut-on comparer cette inconsistance avec celle qui se trouve lors de la considération des valeurs triangulaires floues pour ces démarqueurs ?

2. Les modifications de l'algorithme TOPSIS pour l'adapter à l'obtention des valeurs théoriques qui déterminent l'inconsistance des croyances épistémiques

Nous avons vu dans les analyses numériques présentées dans ce chapitre que lorsque l'individu ne considère pas les démarqueurs marginaux, ex : la taille et la couleur, dans la démarcation de la catégorie d'oiseaux et la catégorie de mammifères, l'algorithme fait entrer correctement la valeur zéro pour les poids de ces démarqueurs. Or, cette considération différente des poids des démarqueurs marginaux par rapport aux autres démarqueurs, c'est-à-dire les poids de certains

attributs par rapport à ceux des autres attributs, n'a pas été prévue dans l'algorithme TOPSIS. En faisant entrer cette étape dans cet algorithme, c'est-à-dire en faisant la soustraction au niveau des valeurs des poids des démarqueurs marginaux pour les mettre à zéro, au lieu d'avoir les valeurs expérimentales, on peut obtenir les valeurs théoriques. Cette correction doit se faire avant de déterminer les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée.

La suite de la thèse est dédiée à l'utilisation de l'algorithme TOPSIS pour déterminer les sorties de cet algorithme en les comparant avec les analyses précédentes incluant les valeurs triangulaires floues des données d'entrée, c'est-à-dire celles des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux.

L'analyse numérique présentée plus haut a été faite sur les valeurs triangulaires floues pour les démarqueurs des catégories. Nous avons vu que cette analyse a déterminé comment l'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu suite à ses réponses aux questions qu'on traite peut se calculer. De plus, nous avons vu que la considération des données théoriques, lorsque le logiciel considère les valeurs des démarqueurs choisies par l'individu selon leurs degrés d'importance dans la démarcation des membres de la catégorie d'oiseaux de la catégorie de mammifères, et donne les valeurs des sorties de TOPSIS, c'est-à-dire les distances par rapport aux solutions idéales floues positives et négatives et leurs ratios, différentes que lors de la considération des données expérimentales, lorsque le logiciel considère les valeurs des démarqueurs choisies par l'individu différemment de celles qui sont selon leurs degrés d'importance dans la démarcation des membres de la catégorie d'oiseaux de la catégorie de mammifères.

Les analyses des données dont les valeurs sont moyennes et leur normalisation est linéaire sont présentées ici. Ces données correspondent aux valeurs moyennes des valeurs triangulaires floues présentées dans la section précédente présentant

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.9	0.9	0.9
C-2	0.9	0.9	0.9
C-3	0.9	0.9	0.5
C-4	0.2	0.5	0.5

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.9	0.9	0.9	0.9
0.5	0.9	0.9	0.5
0.5	0.5	0.5	0.9
0.5	0.2	0.2	0.2

les décideurs incluant les degrés d'appartenance des critères pour les candidats. Il est important de voir quelles seraient les valeurs des sorties de TOPSIS avec ces valeurs moyennes des données des entrées.

Les autres tableaux de la section précédente avec les données du tableau ci-dessous seraient présentés de la façon suivante.

Le tableau 5.2 représente les valeurs de la matrice combinée. Puisque dans les décideurs du tableau 5.1, au lieu des valeurs triangulaires floues des degrés d'appartenance des démarqueurs, nous analysons leurs valeurs moyennes, c'est-à-dire les valeurs de la matrice combinée, dans le tableau 5.2.

Le tableau 5.3 représente les calculs pour obtenir les valeurs de la matrice de décision floue normalisée. Cette fois-ci, la valeur maximale des démarqueurs par laquelle on fait la division de celles des autres démarqueurs est 0.9 telle que pré-

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.9	0.9	0.9
C-2	0.9	0.5	0.9
C-3	0.2	0.9	0.5
C-4	0.2	0.5	0.5

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.5	0.5	0.9	0.9
0.5	0.5	0.9	0.5
0.5	0.5	0.5	0.5
0.5	0.2	0.2	0.2

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.9	0.9	0.9
C-2	0.9	0.7	0.9
C-3	0.55	0.9	0.5
C-4	0.2	0.35	0.5

sentée dans le tableau ci-dessus.

Les divisions des valeurs des critères dans les cases du tableau 5.3 donnent les valeurs du tableau 5.4.

On aura les poids suivants :

pour voler :

$$b_2 = 0.5$$

pour voir des ailes :

$$b_2 = 0.5$$

pour pondre :

$$b_2 = 0.5$$

pour avoir un bec :

$$b_2 = 0.5$$

pour voir le chant d'oiseau :

$$b_2 = 0.9$$

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.7	0.7	0.9	0.9
0.5	0.7	0.9	0.5
0.5	0.5	0.5	0.7
0.5	0.2	0.2	0.2

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.9/0.9	0.9/0.9	0.9/0.9
C-2	0.9/0.9	0.7/0.9	0.9/0.9
C-3	0.55/0.9	0.9/0.9	0.5/0.9
C-4	0.2/0.9	0.35/0.9	0.5/0.9

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.7/0.9	0.7/0.9	0.2/0.9	0.2/0.9
0.5/0.9	0.7/0.9	0.2/0.9	0.2/0.5
0.5/0.9	0.5/0.9	0.2/0.5	0.2/0.7
0.5/0.9	0.2/0.9	0.2/0.2	0.2/0.2

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	1.00	1.00	1.00
C-2	1.00	0.78	1.00
C-3	0.61	1.00	0.56
C-4	0.22	0.39	0.56

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.78	0.78	0.22	0.22
0.56	0.78	0.22	0.40
0.56	0.56	0.40	0.29
0.56	0.22	1.00	1.00

pour la taille :

$$a_2 = b_2 = c_2 = 0.0$$

pour la couleur :

$$a_2 = b_2 = c_2 = 0.0$$

La normalisation des valeurs des poids lorsque leur somme est supérieure à un se fait selon les formules suivantes :

$$w_1/(w_1 + w_2 + \dots w_n) \quad (5.32)$$

$$w_2/(w_1 + w_2 + \dots w_n) \quad (5.33)$$

etc.

$$w_n/(w_1 + w_2 + \dots w_n) \quad (5.34)$$

où $w_1, w_2 \dots w_n$ sont le 1^{er} poids, le 2^e poids, ... le n^{me} poids, respectivement.

La matrice des poids est la suivante :

$$[0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.9 \ 0.0 \ 0.0]$$

La normalisation des valeurs des poids dans cette matrice se fait de la manière suivante :

$$w_1 + w_2 + \dots w_n = 0.5 + 0.5 + 0.5 + 0.5 + 0.9 + 0.0 + 0.0 = 2.9$$

$$0.0/2.9 = 0.0$$

$$0.5/2.9 = 0.1724137931$$

$$0.9/2.9 = 0.31034482758$$

La matrice des poids normalisés sera la suivante :

$$[0.1724137931 \ 0.1724137931 \ 0.1724137931 \ 0.1724137931 \ 0.31034482758 \ 0.0 \ 0.0]$$

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.1724137931*1.00	0.1724137931*1.00	0.1724137931*1.00
C-2	0.1724137931*1.00	0.1724137931*0.78	0.1724137931*1.00
C-3	0.1724137931*0.61	0.1724137931*1.00	0.1724137931*0.56
C-4	0.1724137931*0.22	0.1724137931*0.39	0.1724137931*0.56

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.1724137931*0.78	0.31034482758*0.78	0.0*0.22	0.0*0.22
0.1724137931*0.56	0.31034482758*0.78	0.0*0.22	0.0*0.40
0.1724137931*0.56	0.31034482758*0.56	0.0*0.40	0.0*0.29
0.1724137931*0.56	0.31034482758*0.22	0.0*1.00	0.0*1.00

0.0]

Donc, on aura les multiplications des valeurs des poids normalisées par celles de la matrice de décision floue normalisée dans le tableau 5.5 pour obtenir les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée.

Le tableau 5.6 représente les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée.

Le tableau 5.7 représente les valeurs de *FPIS* et *FNIS*.

Les valeurs du paramètre de la distance par rapport à la solution idéale positive, c'est-à-dire d_i^* , s'obtient selon la formule suivante :

$$d_i^* = \sqrt{\sum_{j=1}^n (a_{ij} - A_j^*)} \quad (5.35)$$

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.1724137931	0.1724137931	0.1724137931
C-2	0.1724137931	0.13448275861	0.1724137931
C-3	0.10517241379	0.1724137931	0.09655172413
C-4	0.03793103448	0.0672413793	0.09655172413

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.13448275861	0.24206896551	0.00	0.00
0.09655172413	0.24206896551	0.00	0.00
0.09655172413	0.17379310344	0.00	0.00
0.09655172413	0.06827586206	0.00	0.00

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.1724137931	0.1724137931	0.1724137931
C-2	0.1724137931	0.13448275861	0.1724137931
C-3	0.10517241379	0.1724137931	0.09655172413
C-4	0.03793103448	0.0672413793	0.09655172413
A*	0.1724137931	0.1724137931	0.1724137931
A ⁻	0.03793103448	0.0672413793	0.09655172413

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.13448275861	0.24206896551	0.00	0.00
0.09655172413	0.242068965510	0.00	0.00
0.09655172413	0.17379310344	0.00	0.00
0.09655172413	0.06827586206	0.00	0.00
0.13448275861	0.24206896551	0.00	0.00
0.09655172413	0.06827586206	0.00	0.00

La distance par rapport à *FPIS* sera selon la formule suivante :

$$d_i^* = [(a_1 - A_1^*)^2 + (a_2 - A_2^*)^2 + (a_3 - A_3^*)^2 + (a_4 - A_4^*)^2 + (a_5 - A_5^*)^2 + (a_6 - A_6^*)^2 + (a_7 - A_7^*)^2]^{0.5}$$

Dans le tableau 5.7, pour le premier candidat, c'est-à-dire pour C-1, et pour le premier critère ou démarqueur, c'est-à-dire pour la caractéristique de voler, nous avons la valeur 0.1724137931.

La valeur de *FPIS* (A^*) pour ce critère est aussi 0.1724137931.

Donc, nous aurions :

$$a_1 - A_1^* = 0.1724137931 - 0.1724137931 = 0.000$$

Donc, la valeur de d_i^* pour C-1 sera égale à 0.000.

Les valeurs de d_i^* pour les autres membres de la catégorie d'oiseaux s'obtiennent de la même manière.

Les valeurs du paramètre de la distance par rapport à la solution idéale négative, c'est-à-dire d_i^- , s'obtient selon la formule suivante :

$$d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (a_{ij} - A_j^-)} \quad (5.36)$$

Dans le tableau 5.7, pour le premier candidat, c'est-à-dire pour C-1, et pour le premier critère ou démarqueur, c'est-à-dire pour la caractéristique de voler, nous avons la valeur 0.1724137931.

La valeur de *FNIS* (A^-) pour ce critère est 0.03793103448.

La valeur de d_i^- pour C-1 sera égale à 0.258.

Les valeurs de d_i^- pour les autres membres de la catégorie d'oiseaux s'obtiennent de la même manière.

Le tableau 5.8 présente les valeurs de d_i^* , d_i^- , CC_i et le classement des candidats.

d_i^* ou d_i^- est considéré comme le paramètre D_T , puisqu'il s'agit du paramètre dont

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.000	0.258	1.000	1
C-2	0.054	0.242	0.818	2
C-3	0.128	0.163	0.560	3
C-4	0.258	0.000	0.000	4

la valeur est la valeur attendue ou théorique. On considère la valeur de l'un de ces paramètres pour le meilleur candidat dont la valeur de CC_i est la plus grande.

La suite des analyses montre que la valeur de d_i^* ne change pas par rapport à sa valeur zéro qu'on a obtenu ici pour le premier candidat ou membre de la catégorie d'oiseaux. Nous considérons la valeur de d_i^- de ce candidat au lieu de sa valeur de d_i^* . Donc, nous avons :⁴

$$D_T = d_i^- = 0.258$$

Autrement dit, étant donné qu'on a considéré la valeur zéro pour les données des colonnes de la taille et de la couleur pour les poids de ces démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux, les valeurs de d_i^* et d_i^- obtenues sont leurs valeurs théoriques. Donc, nous avons obtenu la valeur de D_T .

Le classement des membres de la catégorie d'oiseaux présenté dans le tableau 5.8 veut dire que le premier membre de cette catégorie ou son prototype (le canari A) est classé en première place, le deuxième membre de cette catégorie (la poule B) en deuxième place, le troisième membre (l'autruche C) en troisième place et le quatrième membre (l'ornithorynque D) en quatrième place.

4. Dans cet exemple, on ne peut pas considérer d_i^* comme D_T , et on considère d_i^- comme D_T , puisque la suite des calculs selon l'algorithme de TOPSIS dans cette thèse montre que lorsque l'individu considère les valeurs non zéro pour les démarqueurs marginaux des membres de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire la couleur et la taille, la valeur de d_i^* , en tant que la valeur expérimentale, ne change pas est elle est égale à 0. Cependant, il faut déterminer la différence la valeur théorique ou attendue et la valeur expérimentale. Donc, pour le paramètre de D_T et par la suite pour le paramètre de D_E , on considère la valeur de d_i^- dans cet exemple, puisqu'il change dans les deux cas mentionnés. Il se peut que l'individu considère d'autres possibilités qu'on peut faire entrer dans les calculs. Dans ce cas, il se peut que les calculs donnent les valeurs théoriques et empiriques différentes pour d_i^* . Dans ce cas, on peut considérer d_i^* comme le paramètre D_T et D_E .

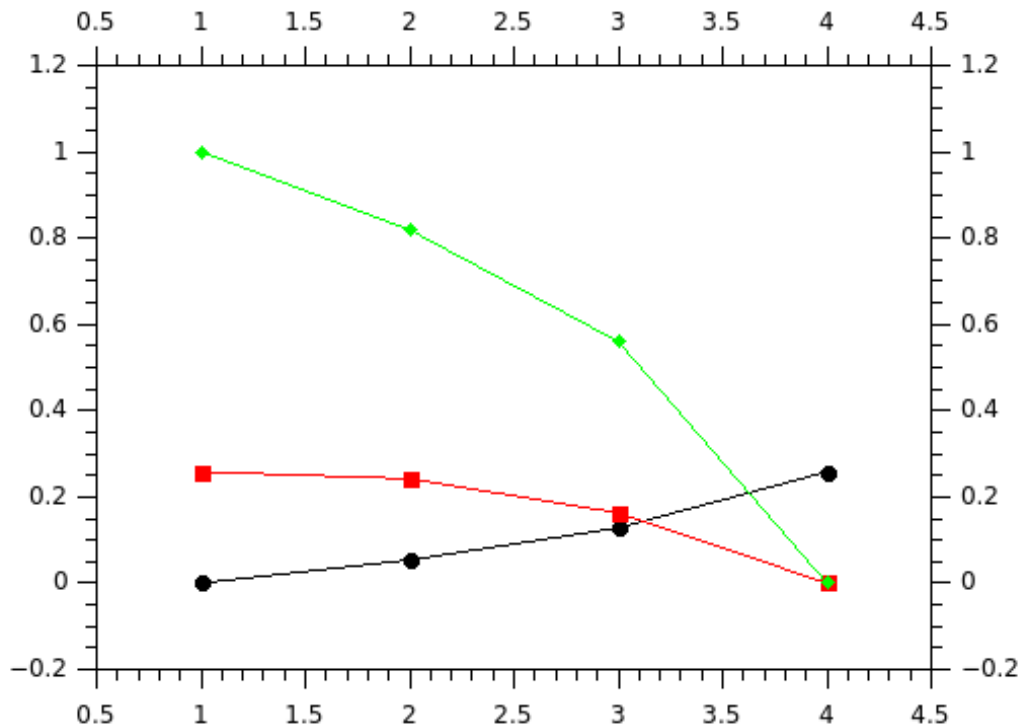


Figure 5.3: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse théorique des valeurs moyennes des données triangulaires floues avec la normalisation linéaire

La figure 5.3 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

Si l'individu considère les valeurs non-zéros pour les poids ou pour les facteurs

de l'importance de la taille et de la couleur en tant que les démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux, la valeur expérimentale, c'est-à-dire celle de D_E , sera différente de celle de D_T . Donc, pour les analyses expérimentales on aura les tableaux suivants.

La matrice des poids est la suivante :

$$[0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.9 \ 0.5 \ 0.5]$$

La normalisation des valeurs des poids dans cette matrice se fait de la manière suivante :

$$w_1 + w_2 + \dots + w_n = 0.5 + 0.5 + 0.5 + 0.5 + 0.9 + 0.5 + 0.5 = 3.9$$

$$0.0/3.9 = 0.0$$

$$0.5/3.9 = 0.1282051282$$

$$0.9/3.9 = 0.23076923076$$

La matrice des poids normalisés sera la suivante :

$$[0.1282051282 \ 0.1282051282 \ 0.1282051282 \ 0.1282051282 \ 0.23076923076 \\ 0.1282051282 \ 0.1282051282]$$

Donc, on aura les multiplications des valeurs des poids normalisées par celles de la matrice de décision floue normalisée dans le tableau 5.5 pour obtenir les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée.

Le tableau 5.6 représente les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée.

Le tableau 5.7 représente les valeurs de *FPIS* et *FNIS*.

Dans le tableau 5.7, pour le premier candidat, c'est-à-dire pour C-1, et pour

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.1282051282*1.00	0.1282051282*1.00	0.1282051282*1.00
C-2	0.1282051282*1.00	0.1282051282*0.78	0.1282051282*1.00
C-3	0.1282051282*0.61	0.1282051282*1.00	0.1282051282*0.56
C-4	0.1282051282*0.22	0.1282051282*0.39	0.1282051282*0.56

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille
0.1282051282*0.78	0.23076923076*0.78	0.1282051282*0.22
0.1282051282*0.56	0.23076923076*0.788	0.1282051282*0.22
0.1282051282*0.56	0.23076923076*0.56	0.1282051282*0.40
0.1282051282*0.56	0.23076923076*0.22	0.1282051282*1.00

Couleur
0.1282051282*0.22
0.1282051282*0.40
0.1282051282*0.29
0.1282051282*1.00

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.1282051282	0.1282051282	0.1282051282
C-2	0.1282051282	0.09999999999	0.1282051282
C-3	0.0782051282	0.1282051282	0.07179487179
C-4	0.0282051282	0.04999999999	0.07179487179
A*	0.1282051282	0.1282051282	0.1282051282
A ⁻	0.0282051282	0.04999999999	0.07179487179

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.09999999999	0.17999999999	0.0282051282	0.0282051282
0.07179487179	0.17999999999	0.0282051282	0.05128205128
0.07179487179	0.12923076922	0.05128205128	0.03717948717
0.07179487179	0.05076923076	0.1282051282	0.1282051282
0.09999999999	0.17999999999	0.0282051282	0.0282051282
0.07179487179	0.05076923076	0.1282051282	0.1282051282

le premier critère ou démarqueur, c'est-à-dire pour voler, nous avons la valeur 0.1282051282. La valeur de $FPIS$ (A^*) pour ce critère est aussi 0.1282051282. Donc, pour faire les calculs de la distance par rapport à $FPIS$ nous aurions : Les valeurs du paramètre de la distance par rapport à la solution idéale positive, c'est-à-dire d_i^* , et par rapport à la solution idéale négative, c'est-à-dire d_i^- , s'obtiennent selon les formules suivantes :

$$d_i^* = \sqrt{\sum_{j=1}^n (a_{ij} - A_j^*)} \quad (5.37)$$

$$d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (a_{ij} - A_j^-)} \quad (5.38)$$

Donc, pour 7 critères ou démarqueurs, nous avons 7 soustractions dans chaque formule entre la valeur d'une case pour chacun des candidats ou membre de la catégorie d'oiseaux (a_{ij}) et la valeur de A_j^* qui lui correspond dans le tableau 5.7. Le tableau 5.8 représente les valeurs de d_i^* et d_i^- .

Le paramètre d_i^- est considéré comme le paramètre D_E . Donc, nous avons :

$$D_E = 0.210$$

La figure 5.4 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.000	0.210	1.000	1
C-2	0.157	0.206	0.567	3
C-3	0.098	0.144	0.595	2
C-4	0.214	0.000	0.000	4

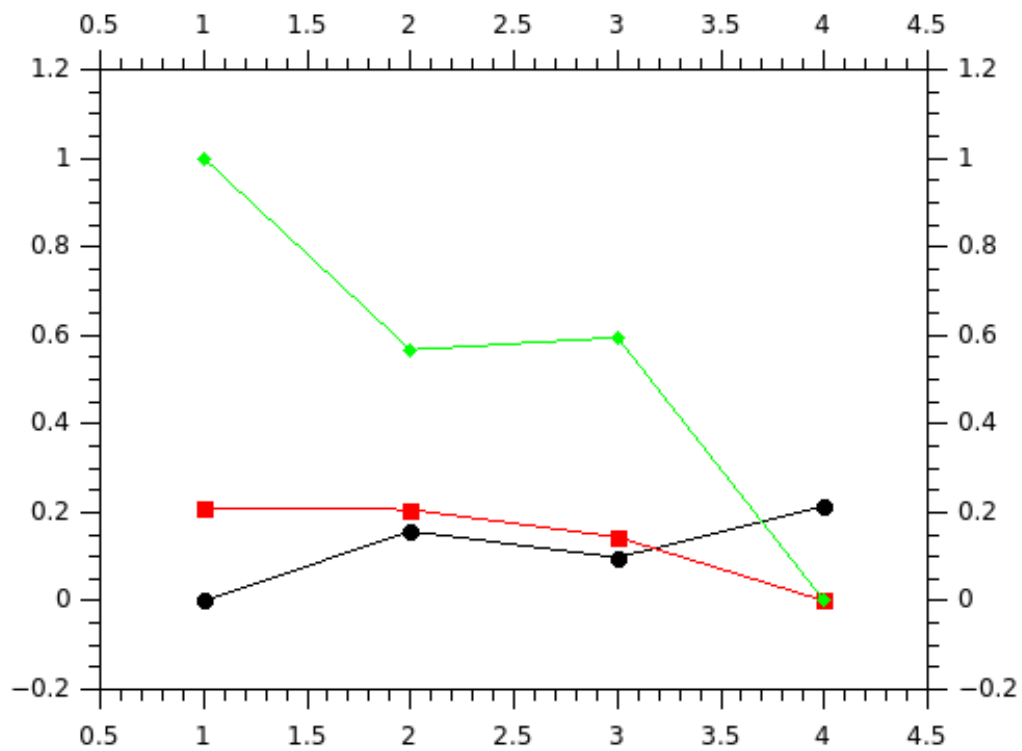


Figure 5.4: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse expérimentale des valeurs moyennes des données triangulaires floues avec la normalisation linéaire

Le classement des membres de la catégorie d'oiseaux présenté dans le tableau 5.8 veut dire que le premier membre de cette catégorie ou son prototype (le canari A) est classé en première place, le troisième membre de cette catégorie (l'autruche C) en deuxième place, le deuxième membre (la poule B) en troisième place et le quatrième membre (l'ornithorynque D) en quatrième place. La valeur de CC_i du troisième membre et celle du deuxième membre sont 0.595 et 0.567, respectivement. Puisque la valeur de ce paramètre pour le troisième membre est plus grande que celle pour le deuxième membre, le troisième membre est placé avant le deuxième membre dans le classement obtenu avec TOPSIS.

Si les réponses contradictoires de l'individu aux questions qu'on traite résultent en situation dans laquelle la valeur de la différence entre la valeur de la solution idéale positive ou négative soit différente de la valeur prévue, mon logiciel enverra le message à propos de l'inconsistance de la croyance épistémique de l'individu à l'administrateur. L'optimisation des données aide à résoudre cette inconsistance. À partir de modèle de l'arbre :

$$\delta_1 = |P_E - P_T|$$

Nous avons vu dans la section 3.2.2 que pour le canari A :

$$P = 5 (1) / 1.0$$

en pourcentage : 5 %

Il s'agit de la valeur de la probabilité de croisement théorique pour ce membre de la catégorie d'oiseaux avec le membre d'une catégorie de non-oiseaux (par exemple, avec le membre de la catégorie de mammifères). Donc, on aura :

$$P_T = 5$$

Si l'individu considère par erreur que la taille et la couleur du canari aident à le distinguer (plus ou moins) du membre de la catégorie de mammifères, on ajoute

le nombre de ces démarqueurs dans les calculs de la probabilité du croisement du canari A. Donc, nous aurions :

$$P = 5 (1 + 2) / 1.0$$

en pourcentage : 15 %

Il s'agit de la valeur de la probabilité de croisement expérimentale pour ce membre de la catégorie d'oiseaux avec le membre d'une catégorie de non-oiseaux (par exemple, avec le membre de la catégorie de mammifères). Donc, nous avons :

$$P_E = 15$$

$$\delta_1 = |P_E - P_T|$$

$$\delta_1 = |15 - 5| = 10$$

À partir de l'algorithme de la prise de décision (*fuzzy multi-attribute decision making*) :

$$\delta_2 = |D_E - D_T|$$

$$\delta_2 = |0.210 - 0.258| = 0.048$$

L'inconsistance de la croyance épistémique de l'individu fait que les valeurs de δ_1 et δ_2 ne seront pas égales avec zéro.

La comparaison des valeurs expérimentales et théoriques de d_i^* et d_i^- des analyses des données triangulaires floues pour le prototype (le meilleur membre de la catégorie d'oiseaux) ou le premier candidat nous mène à cette conclusion que les valeurs de d_i^* ne changent pas et qu'elles sont égales à zéro, alors que celles de d_i^- changent dans l'analyse expérimentale par rapport à l'analyse théorique. Le même résultat est observé pour les données moyennes, puisque les valeurs de d_i^* ne changent pas et elles sont égales à zéro, alors que celles de d_i^- changent de 0.210 à 0.258 dans l'analyse expérimentale par rapport à l'analyse théorique. Donc, on conclut que le changement des données théoriques aux données expérimentales, qui concerne le changement des valeurs des poids des degrés d'appartenance des

démarqueurs marginaux, n'a pas d'impact sur la valeur de la distance du prototype (canari A) ou du premier candidat (C-1) par rapport à la solution idéale positive, c'est-à-dire sa valeur de d_i^* , alors qu'il a impact sur celle de la distance de ce premier par rapport à la solution idéale négative, c'est-à-dire sa valeur de d_i^- . Cependant, nous avons observé les changements des valeurs des distances des autres membres de la catégorie d'oiseaux (les candidats C-2, C-3 et C-4) par rapport à la solution idéale positive, c'est-à-dire leurs valeurs de d_i^* ou par rapport à la solution idéale négative, c'est-à-dire leurs valeurs de d_i^- , sauf pour le dernier membre de cette catégorie (l'ornithorynque D) ou (le 4^{me} candidat ou C-4) par rapport à cette deuxième solution.

Nous aimerions aussi comparer les valeurs de d_i^- ou D_T des deux séries d'analyses numériques effectuées et celle des valeurs de D_E de ces deux séries d'analyses des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux. Dans l'analyse des données triangulaires floues, la valeur de D_T (d_i^-) diminue dans la deuxième série d'analyse par rapport à la première série d'analyse, elle est égale à 0.258 et 0.416 dans la deuxième série et la première série d'analyses, respectivement ($\Delta = 0.158$). Dans l'analyse des données moyennes, la valeur de D_T (d_i^-) diminue dans la deuxième série d'analyse par rapport à la première série d'analyse, elle est égale à 0.258 et 0.210 dans la deuxième série et la première série d'analyses, respectivement ($\Delta = 0.048$). Étant donné que les paramètres D_T et D_E sont les valeurs de la distance des données par rapport à la solution idéale négative, puisque dans l'algorithme TOPSIS plus la valeur de cette distance est élevée, meilleur est le résultat de l'analyse, on conclut que la diminution de la valeur de D_E par rapport à celle de D_T dans le cas de l'analyse des données triangulaires floues en comparaison avec sa diminution dans le cas de l'analyse des données moyennes est moins bien selon cette caractéristique de cet algorithme. Donc, pour la suite des analyses, les valeurs moyennes des degrés d'appartenance

des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux ont été considérées.

La comparaison des valeurs de δ_2 à partir de la deuxième série d'analyse dans laquelle les valeurs moyennes des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux ont été considérées avec la première série d'analyse dans laquelle les valeurs triangulaires floues de ces degrés d'appartenance des mêmes démarqueurs ont été considérées nous mène à une conclusion à propos de la cognition humaine. Dans la première série d'analyse, c'est-à-dire celle des données triangulaires floues, nous avons eu :

$$\delta_2 = 0.124$$

Dans la deuxième série d'analyse, c'est-à-dire celle des données moyennes, la valeur de ce paramètre est comme suit :

$$\delta_2 = 0.048$$

Comme nous avons vu plus haut, la valeur de δ_2 détermine le décalage de la distance théorique de la solution idéale (positive ou négative) par rapport à la distance expérimentale de la même solution. Dans les analyses présentées, nous avons observé le non-changement de la distance du prototype par rapport à la solution idéale positive. Donc, nous avons considéré la distance de ce membre de la catégorie par rapport à la solution idéale négative, dont la valeur a changé de l'analyse théorique à l'analyse expérimentale, pour les calculs des valeurs de δ_2 .

La figure 5.5 représente la comparaison des valeurs de D_T et D_E des deux séries d'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques au niveau théorique et expérimentale. Les valeurs de D_T sont représentées avec les points a et c et les valeurs de D_E sont représentées avec les points b et d, respectivement.

Le point a dans la figure 5.5 correspond au paramètre D_T de la première série

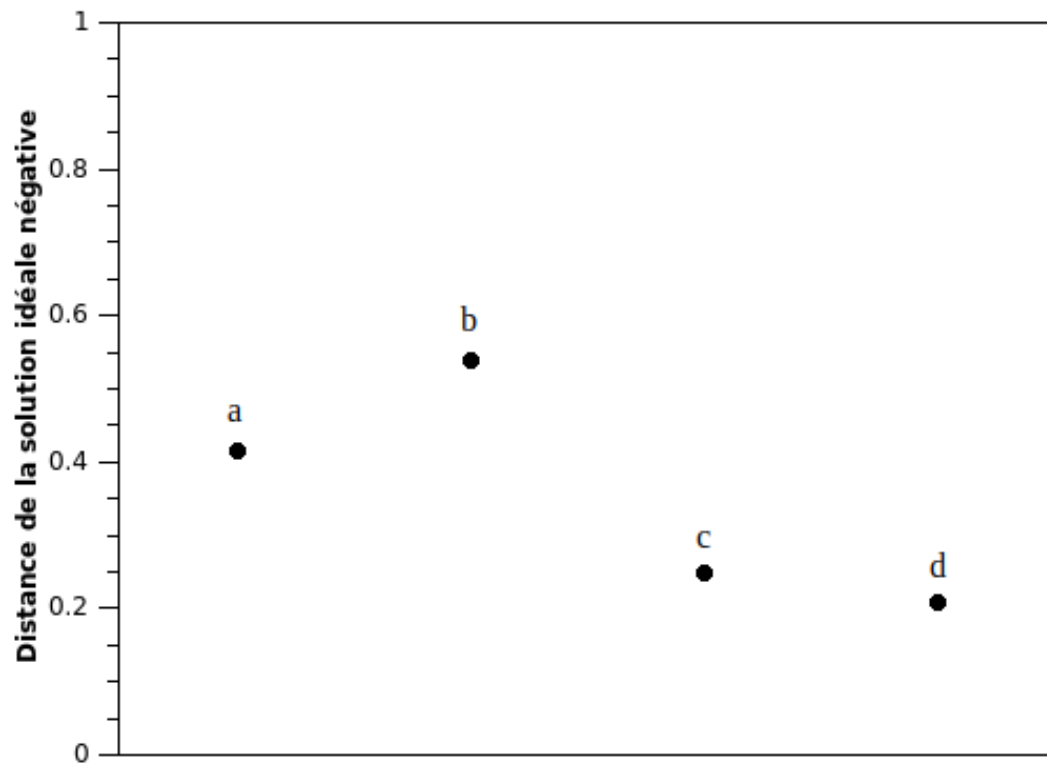


Figure 5.5: La comparaison des valeurs théoriques ou attendues (D_T) et expérimentales (D_E) de deux séries d'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques

d'analyse lorsqu'on considère les valeurs triangulaires floues pour les démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux et que les démarqueurs marginaux n'aident pas à la distinction des catégories (ex. : la catégorie d'oiseaux et la catégorie de mammifères). Le point b dans cette figure correspond au paramètre D_E de la première série d'analyse lorsqu'on considère les valeurs triangulaires floues pour les démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux et que les démarqueurs marginaux aident à la distinction des catégories. Le point c dans cette figure correspond au paramètre D_T de la deuxième série d'analyse lorsqu'on considère les valeurs moyennes pour les démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux et que les démarqueurs marginaux n'aident pas à la distinction des catégories. Le point d dans cette figure correspond au paramètre D_E de la deuxième série d'analyse lorsqu'on considère les valeurs moyennes pour les démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux et que les démarqueurs marginaux aident à la distinction des catégories.

La comparaison des résultats présentés sur la figure 5.5 nous donne plusieurs conclusions. Tout d'abord, en comparant la valeur théorique et la valeur empirique des distances des degrés d'appartenance du prototype par rapport à la solution idéale négative dans l'analyse des données triangulaires floues (les points a et b) avec celles de ces distances dans l'analyse des données moyennes (les points c et d), nous remarquons que les valeurs numériques des points a et b sont supérieures à 0.4, alors que celles des points c et d sont inférieures à 0.3. Nous avons vu que la valeur du paramètre δ_2 , c'est-à-dire la différence de la valeur théorique et la valeur expérimentale de la distance du prototype de la catégorie d'oiseaux (le canari A) par rapport à sa solution idéale négative⁵ dans l'analyse des données moyennes a

5. Nous avons vu dans le modèle de l'arbre que le prototype se trouve en haut sur le tronc de l'arbre dont les branches à deux côtés sont plus courtes que celles des autres membres de la catégorie qui se trouvent plus bas sur le tronc. Autrement dit, le prototype de la catégorie a le moins de risque d'être dans la zone du croisement des catégories. C'est pourquoi on considère

été moins grande que celle de ce paramètre dans l'analyse des données triangulaires floues. Donc, dans la suite de la thèse, nous analyserons les données moyennes pour que l'effet de l'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu, qui se manifeste dans la contradiction de ses réponses aux questions traitées, soit visible sur les valeurs non zéro du paramètre δ_2 .

Par ailleurs, nous avons vu que l'ordre des membres de la catégorie d'oiseaux dans leur classement avec TOPSIS a été maintenu dans l'analyse théorique et l'analyse expérimentale avec les données triangulaires floues ainsi que dans l'analyse théorique avec les données moyennes des données triangulaires floues, alors que ce premier a changé dans l'analyse expérimentale avec ces dernières données, ce qui est favorable pour montrer l'effet de la considération des démarqueurs marginaux de taille et de couleur dans la distinction de la catégorie d'oiseaux et des autres catégories. Autrement dit, lorsque l'individu considère par erreur que les démarqueurs de la taille et de la couleur des membres de la catégorie d'oiseaux l'aident pour la distinction de cette catégorie et des autres catégories (ex. : mammifères ou reptiles), lorsqu'on utilise les valeurs moyennes des données triangulaires floues, le classement des membres de la catégorie d'oiseaux est affecté par cette considération par rapport à la situation dans laquelle il ne considère pas ces démarqueurs pour la distinction de ces catégories. Autrement dit, l'effet de la considération erronée des démarqueurs marginaux de la catégorie d'oiseaux dans la distinction des catégories lorsqu'on utilise les valeurs moyennes des données triangulaires floues est visible sur le classement des membres de cette première catégorie alors que lorsqu'on utilise les données triangulaires floues, cet effet n'est pas visible sur ce classement. C'est pourquoi nous avons préféré d'utiliser les valeurs moyennes des données triangulaires floues pour la suite de nos analyses.

paramètre δ_2 à partir de la distance de ce premier par rapport à sa solution idéale, plutôt que les distances des autres membres de la catégorie par rapport à leurs solutions idéales.

Un autre résultat important aussi s'obtient avec ces analyses numériques. Non seulement les aspects théoriques des sciences cognitives dans cette thèse nous a montré leurs impacts dans leur analyse informatique, particulièrement dans la détermination des données des entrées (le nombre des membres de la catégorie en question, les nombres de leurs démarqueurs et les degrés d'appartenance des membres à la catégorie en question) et de la sortie du modèle de l'arbre (la probabilité de croisement de la catégorie en question et des autres catégories) et des données des entrées (les degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie en question et leurs poids) et des sorties de TOPSIS (les distances des membres de la catégorie, notamment celle du prototype, par rapport à la solution idéale positive et négative) et dans la procédure de leurs analyses, mais aussi les résultats numériques obtenus nous ont donné la possibilité d'utiliser ces résultats à partir de l'utilisation de l'informatique en sciences cognitives, particulièrement dans une nouvelle interprétation du statut cognitif des individus ayant l'inconsistance des croyances épistémiques lors de deux situations différentes dans lesquelles soit ils considèrent les valeurs moyennes des démarqueurs soit ils considèrent leurs valeurs triangulaires floues. Autrement dit, la considération des démarqueurs des membres de la catégorie en question a été une étape nécessaire pour la préparation des données afin de les analyser avec le modèle de l'arbre et TOPSIS et les résultats numériques obtenus ont été aussi requis pour une nouvelle interprétation de la cognition humaine par rapport à l'inconsistance de ces croyances en comparant ces deux situations cognitives différentes. Ces résultats nous ont montré le rôle mutuel des sciences cognitives et de l'informatique pour cette application.

Dans la suite de la thèse, nous présentons les résultats des analyses de l'inconsistance des croyances épistémiques en utilisant la normalisation vectorielle des données avec la méthode TOPSIS.

5.2 Analyses avec la normalisation vectorielle

Nous avons vu les résultats de mes analyses de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'analyse de la catégorie d'oiseaux pour laquelle j'ai fait la normalisation linéaire⁶ des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de cette catégorie.⁷

Dans cette section, nous verrons les résultats de mes analyses avec la normalisation vectorielle de ces données et la comparaison des résultats des deux normalisations au niveau des valeurs des sorties de TOPSIS. Les valeurs de la matrice combinée de deux décideurs ont été prises en compte pour cette nouvelle série d'analyses.

Dans cette partie des analyses des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux, j'ai utilisé les formules suivantes pour les calculs de la normalisation vectorielle (Sałabun, 2013, pp. 181) :

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (5.39)$$

$$r_{ij} = 1 - \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (5.40)$$

La première et la deuxième formule ci-dessus s'utilisent pour la normalisation des caractéristiques du profit (ex. : le démarqueur fort et les démarqueurs faibles) et

6. La normalisation linéaire est basée sur l'utilisation des valeurs maximales des données alors que la normalisation vectorielle ne les utilise pas. Puisque ces valeurs maximales peuvent changer d'une série de données à l'autre, ce qui n'est pas souhaitable puisque cela peut affecter les résultats de la sortie de TOPSIS, j'ai utilisé la normalisation vectorielle dans mon logiciel pour mes analyses.

7. Sałabun dans son texte a expliqué que la méthode de la normalisation, linéaire ou vectorielle, a l'effet sur les valeurs des sorties de la méthode TOPSIS. Les résultats qu'il a présentés montrent que ces valeurs obtenues avec les différentes méthodes de la normalisation sont comparatives (Sałabun, 2013, pp. 180-186).

Candidat	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.9	0.9	0.9
C-2	0.9	0.7	0.9
C-3	0.55	0.9	0.5
C-4	0.2	0.35	0.5

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.7	0.7	0.9	0.9
0.5	0.7	0.9	0.5
0.5	0.5	0.5	0.7
0.5	0.2	0.2	0.2

celle des caractéristiques du coût (ex. : les démarqueurs marginaux), respectivement.

Les résultats de cette analyse sont les suivants :

Si l'individu considère que les démarqueurs marginaux de la taille et de la couleur ne l'aident pas à distinguer la catégorie d'oiseaux et celle de mammifères, on fait l'analyse théorique des valeurs des degrés d'appartenance de l'ensemble des démarqueurs avec la méthode TOPSIS. Donc, nous aurions les valeurs des éléments de la matrice de décision floue normalisée.

Il est important de noter que la normalisation vectorielle se fait au niveau vertical dans les données de chaque colonne de la matrice des données, c'est-à-dire sur les valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux pour chacun des critères ou démarqueurs.

L'étape suivante dans l'algorithme TOPSIS est d'obtenir les valeurs de la matrice combinée à partir de deux matrices de décision ou décideurs.

Le tableau 5.4 montre la matrice de décision floue normalisée avec la normalisation vectorielle.

Les valeurs des poids sont les suivantes :

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.64244755	0.60234703	0.61812254
C-2	0.64244755	0.46849214	0.61812254
C-3	0.39260684	0.60234703	0.34340141
C-4	0.14276612	0.23424607	0.34340141

[0.5 0.5 0.5 0.5 0.9 0.0 0.0]

La normalisation des valeurs des poids lorsque leur somme est supérieure à un se fait selon les formules suivantes :

$$w_1/(w_1 + w_2 + \dots w_n)$$

$$w_2/(w_1 + w_2 + \dots w_n)$$

...

$$w_n/(w_1 + w_2 + \dots w_n)$$

où $w_1, w_2 \dots w_n$ sont le 1^{er} poids, le 2^e poids, ... le n^{me} poids, respectivement.

La matrice des poids est la suivante :

[0.5 0.5 0.5 0.5 0.9 0.0 0.0]

La normalisation des valeurs des poids dans cette matrice se fait de la manière suivante :

$$w_1 + w_2 + \dots w_n = 0.5 + 0.5 + 0.5 + 0.5 + 0.9 + 0.0 + 0.0 = 2.9$$

$$0.0/2.9 = 0.0$$

$$0.5/2.9 = 0.1724137931$$

$$0.9/2.9 = 0.31034482758$$

La matrice des poids normalisés sera la suivante :

[0.1724137931 0.1724137931 0.1724137931 0.1724137931 0.31034482758 0.0
0.0]

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.62861856	0.62114956	0.34878286	0.2862357
0.44901326	0.62114956	0.34878286	0.44486389
0.44901326	0.44367825	0.6382127	0.60347421
0.44901326	0.1774713	0.85528508	0.84138968

Critère	Voler	Avoir des ailes
C-1	0.1724137931*0.64244755	0.1724137931*0.60234703
C-2	0.1724137931*0.64244755	0.1724137931*0.46849214
C-3	0.1724137931*0.39260684	0.1724137931*0.60234703
C-4	0.1724137931*0.14276612	0.1724137931*0.23424607

Donc, on aura les multiplications des valeurs des poids normalisées par celles de la matrice de décision floue normalisée dans le tableau 5.5 pour obtenir les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée.

Le tableau 5.6 présente la matrice de décision floue normalisée pondérée.

Le tableau 5.7 présente les valeurs de $FPIS$ et $FNIS$.

Le tableau 5.8 présente les valeurs de d_i^* , d_i^- , CC_i et le classement des candidats. Le classement présenté est à partir du meilleur candidat au pire candidat. Le classement à partir du pire candidat au meilleur candidat sera l'inverse de ce premier, c'est-à-dire le classement suivant : [4, 3, 2, 1].

En considérant la valeur de d_i^* , on aura :

$$D_T = 0.000$$

Pondre	Avoir un bec
0.1724137931*0.61812254	0.1724137931*0.62861856
0.1724137931*0.61812254	0.1724137931*0.44901326
0.1724137931*0.34340141	0.1724137931*0.44901326
0.1724137931*0.34340141	0.1724137931*0.44901326

Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.31034482758*0.62114956	0.0*0.34878286	0.0*0.28625357
0.31034482758*0.62114956	0.0*0.34878286	0.0*0.44486389
0.31034482758*0.44367825	0.0*0.6382127	0.0*0.60347421
0.31034482758*0.1774713	0.0*0.85528508	0.0*0.84138968

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.11076682	0.10385294	0.10657285
C-2	0.11076682	0.08077451	0.10657285
C-3	0.06769083	0.10385294	0.05920714
C-4	0.02461485	0.04038725	0.05920714

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.10838251	0.19277055	0.000	0.000
0.07741608	0.19277055	0.000	0.000
0.07741608	0.13769325	0.000	0.000
0.07741608	0.05507730	0.000	0.000

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.11076682	0.10385294	0.10657285
C-2	0.11076682	0.08077451	0.10657285
C-3	0.06769083	0.10385294	0.05920714
C-4	0.02461485	0.04038725	0.05920714
A*	0.11076682	0.10385294	0.10657285
A ⁻	0.02461485	0.04038725	0.05920714

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.10838251	0.19277055	0.000	0.000
0.07741608	0.19277055	0.000	0.000
0.07741608	0.13769325	0.000	0.000
0.07741608	0.05507730	0.000	0.000
0.10838251	0.19277055	0.000	0.000
0.07741608	0.05507730	0.000	0.000

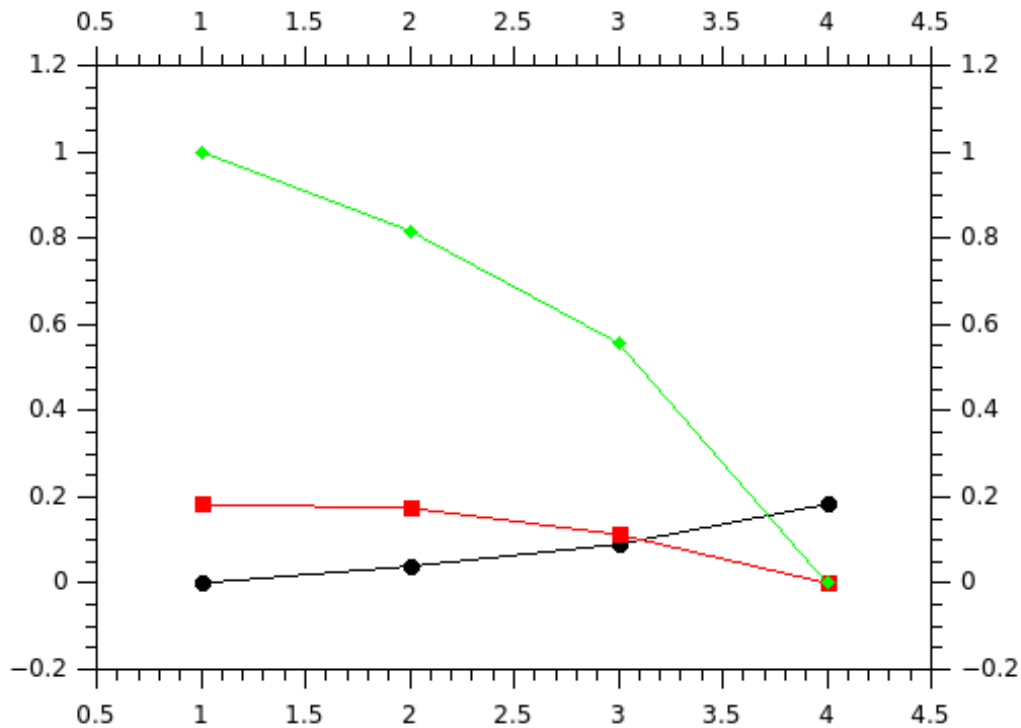


Figure 5.6: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse théorique des valeurs moyennes des données triangulaires floues avec la normalisation vectorielle

La figure 5.6 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

La suite des analyses avec les résultats expérimentaux lorsque l'individu considère

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.000	0.183	1.000	1
C-2	0.039	0.174	0.817	2
C-3	0.090	0.113	0.557	3
C-4	0.183	0.000	0.000	4

que les démarqueurs marginaux (la taille et la couleur) l'aident à distinguer les membres de la catégorie d'oiseaux de ceux des autres catégories (ex. : la catégorie de mammifères ou de reptiles) donne la valeur de 0 pour D_E ou d_i^* et la différence des valeurs de D_T et D_E sera zéro. Donc, on considère ici la valeur de d_i^- du premier candidat ou membre de la catégorie d'oiseaux (canari A) plutôt que celle de d_i^* de cet oiseau pour les calculs de D_T . Donc, nous aurions :

$$D_T = d_i^- = 0.183$$

Le classement des membres de la catégorie d'oiseaux présenté dans le tableau 5.8 veut dire que le premier membre de cette catégorie ou son prototype (le canari A) est classé en première place, le deuxième membre de cette catégorie (la poule B) en deuxième place, le troisième membre (l'autruche C) en troisième place et le quatrième membre (l'ornithorynque D) en quatrième place.

Dans le cas de l'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu, s'il répond de façon affirmative à la question 2 et de façon négative à la question 1 qu'on traite ou vice-versa, on ne peut pas considérer les mêmes degrés d'appartenance pour le démarqueur de la taille des membres de la catégorie d'oiseaux en tant que les candidats dans l'algorithme TOPSIS. Si sa réponse à la question 1 soit négative et sa réponse à la question 2 soit positive, puisque la question 1 concerne la poule B, l'autruche C et l'ornithorynque D et que la question 2 concerne le canari A, il faut considérer le degré d'appartenance égal avec 0.9 (la moyenne des valeurs floues de 0.8, 0.9 et 1.0) pour les candidats C-2, C-3 et C-4 de cette catégorie et le degré d'appartenance égal avec 0.2 (la moyenne des valeurs floues de 0.1, 0.2 et

0.3) pour le candidat C-1 ou le prototype (le canari A). L'analyse numérique de cette inconsistance au niveau des croyances épistémiques de l'individu à partir de ses réponses contradictoires aux questions 1 et 2 donne la valeur de $D_E = 0.136$. En utilisant les valeurs standard des démarqueurs (voir la section D de l'annexe), on obtient la valeur de $D_T = 0.244$. Donc, on obtient :

$$\delta_2 = |0.136 - 0.244| = 0.108$$

Ce résultat montre que la valeur de δ_2 augmente en cas de l'inconsistance des croyances épistémiques par rapport au cas où les réponses de l'individu à ces questions ont été fausses et non contradictoires, c'est-à-dire la valeur de 0.08. Si sa réponse à la question 2 est négative et sa réponse à la question 1 est positive, puisque la question 1 et 2 concernent les 3 oiseaux mentionnés et le canari A, respectivement, il faut considérer le degré d'appartenance égal avec 0.9 pour la taille des candidats C-2, C-3 et C-4 de cette catégorie et le degré d'appartenance égal avec 0.2 pour le candidat C-1 ou le prototype. Dans ce cas, on obtient les valeurs suivantes :

$$D_E = 0.148$$

et

$$\delta_2 = |0.148 - 0.244| = 0.096$$

Dans ce cas encore on observe l'augmentation des valeurs de D_E et δ_2 par rapport au cas où les réponses de l'individu à ces questions ont été fausses et non contradictoires, c'est-à-dire la valeur de 0.08. La même démarche est nécessaire pour le critère de la couleur à partir des réponses de l'individu aux questions 3 et 4 qu'on traite.

Si l'individu considère que les démarqueurs marginaux de la taille et de la couleur

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.64244755	0.60234703	0.61812254
C-2	0.64244755	0.46849214	0.61812254
C-3	0.39260684	0.60234703	0.34340141
C-4	0.14276612	0.23424607	0.34340141

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.62861856	0.62114956	0.34878286	0.28625357
0.44901326	0.62114956	0.34878286	0.44486389
0.44901326	0.44367825	0.6382127	0.60347421
0.44901326	0.1774713	0.85528508	0.84138968

l'aident à distinguer la catégorie d'oiseaux et celle de mammifères, la matrice des poids est la suivante :

$$[0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.9 \ 0.5 \ 0.5]$$

La normalisation des valeurs des poids lorsque leur somme est supérieure à un se fait selon les formules suivantes :

$$w_1/(w_1 + w_2 + \dots w_n)$$

$$w_2/(w_1 + w_2 + \dots w_n)$$

...

$$w_n/(w_1 + w_2 + \dots w_n)$$

où $w_1, w_2 \dots w_n$ sont le 1^{er} poids, le 2^e poids, ... le n^{me} poids, respectivement.

La matrice des poids est la suivante :

$$[0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.9 \ 0.5 \ 0.5]$$

La normalisation des valeurs des poids dans cette matrice se fait de la manière suivante :

$$w_1 + w_2 + \dots w_n = 0.5 + 0.5 + 0.5 + 0.5 + 0.9 + 0.5 + 0.5 = 3.9$$

$$0.0/3.9 = 0.0$$

Critère	Voler	Avoir des ailes
C-1	0.1282051282*0.64244755	0.1282051282*0.60234703
C-2	0.1282051282*0.64244755	0.1282051282*0.46849214
C-3	0.1282051282*0.39260684	0.1282051282*0.60234703
C-4	0.1282051282*0.14276612	0.1282051282*0.23424607

Pondre	Avoir un bec
0.1282051282*0.61812254	0.1282051282*0.62861856
0.1282051282*0.61812254	0.1282051282*0.44901326
0.1282051282*0.34340141	0.1282051282*0.44901326
0.1282051282*0.34340141	0.1282051282*0.44901326

$$0.5/3.9 = 0.1282051282$$

$$0.9/3.9 = 0.23076923076$$

La matrice des poids normalisés sera la suivante :

$$[0.1282051282 \ 0.1282051282 \ 0.1282051282 \ 0.1282051282 \ 0.23076923076 \\ 0.1282051282 \ 0.1282051282]$$

Donc, on aura les multiplications des valeurs des poids normalisés par celles de la matrice de décision floue normalisée dans le tableau 5.5 pour obtenir les valeurs de la matrice de décision floue normalisée pondérée.

Le classement des membres de la catégorie d'oiseaux présenté dans le tableau 5.8 veut dire que le premier membre de cette catégorie ou son prototype (le canari A) est classé en première place, le deuxième membre de cette catégorie (la poule B) en deuxième place, le troisième membre (l'autruche C) en troisième place et le quatrième membre (l'ornithorynque D) en quatrième place.

$$D_E = 0.000 \ (d_i^* \text{ du premier candidat})$$

La figure suivante présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i ,

Avoir le chant d'oiseau
0.23076923076*0.62114956
0.23076923076*0.62114956
0.23076923076*0.44367825
0.23076923076*0.1774713

Taille	Couleur
0.1282051282*0.34878286	0.1282051282*0.28625357
0.1282051282*0.34878286	0.1282051282*0.44486389
0.1282051282*0.6382127	0.1282051282*0.60347421
0.1282051282*0.85528508	0.1282051282*0.84138968

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212307	0.14334221	0.04471575	0.03669918
0.05756580256	0.14334221	0.04471575	0.05703383
0.05756580256	0.10238729	0.08182214	0.07736849
0.05756580256	0.04095492	0.10965193	0.10787047

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582
A*	0.08236507	0.07722398	0.07924648
A-	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212307	0.14334221	0.04471575	0.03669918
0.05756580256	0.14334221	0.04471575	0.05703383
0.05756580256	0.10238729	0.08182214	0.07736849
0.05756580256	0.04095492	0.10965193	0.10787047
0.08059212307	0.14334221	0.04471575	0.03669918
0.05756580256	0.04095492	0.10965193	0.10787047

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.000	0.167	1.000	1
C-2	0.035	0.153	0.814	2
C-3	0.087	0.093	0.517	3
C-4	0.167	0.000	0.000	4

respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

Nous avons obtenu plus haut la valeur de D_T :

$$D_T = 0.000$$

Donc, nous aurions :

$$\delta_2 = |D_E - D_T|$$

$$\delta_2 = |0.000 - 0.000| = 0.000$$

Puisque la valeur de δ_2 est égale à zéro en considérant d_i^* , on considère d_i^- pour les calculs de D_T , D_E et δ_2 .

Nous avons obtenu :⁸

8. On peut considérer la valeur de la distance de la sortie pour le prototype par rapport à la valeur de la solution idéale négative que j'appelle la valeur standard de cette distance au lieu de la valeur de cette distance théorique. Dans le cas de la distance que j'appelle la distance standard, au lieu de seulement ne pas considérer les démarqueurs marginaux, puisqu'ils n'ont pas d'effet dans la démarcation des catégories, et de considérer le démarqueur fort et les autres démarqueurs faibles de la même manière que l'individu les considère, il faut considérer la valeur standard de cette distance, c'est-à-dire qu'il ne faut pas considérer les démarqueurs marginaux et considérer le démarqueur fort et les démarqueurs faibles selon leurs vrais degrés d'appartenance et non pas selon leurs degrés d'appartenance que l'individu considère. Dans ce cas, la valeur de

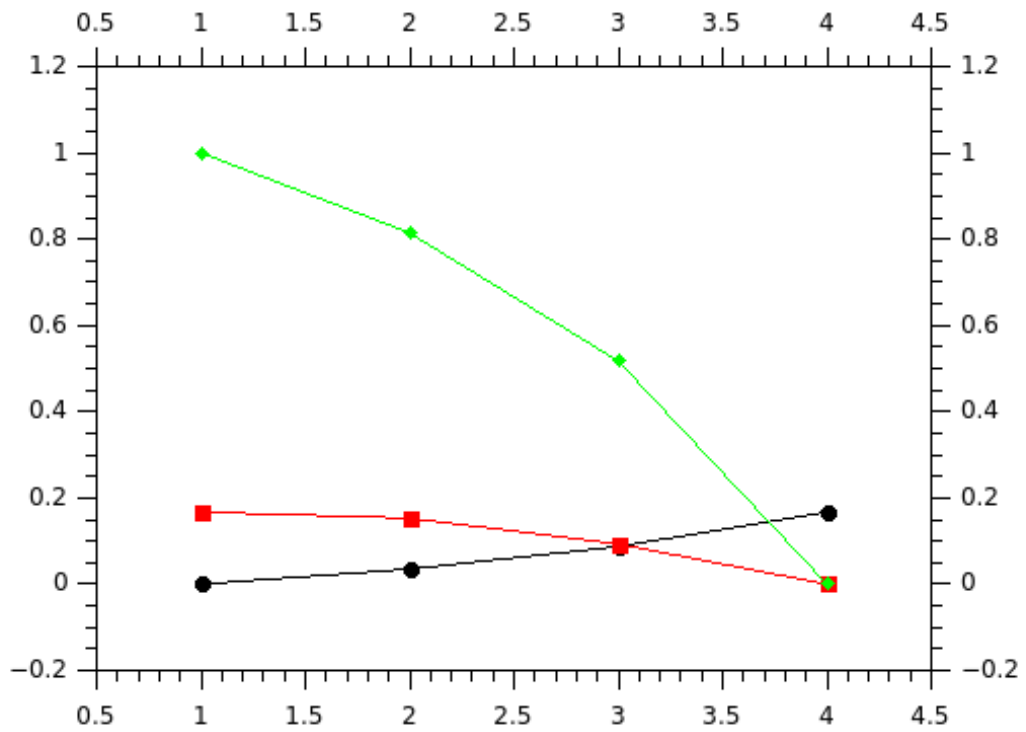


Figure 5.7: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse expérimentale des valeurs moyennes des données triangulaires floues avec la normalisation vectorielle

$$D_T = 0.183$$

$$D_E = 0.167$$

$$\delta_2 = |D_E - D_T|$$

$$\delta_2 = |0.167 - 0.183| = 0.016$$

La figure 5.8 représente les valeurs de D_T et D_E des deux séries d'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec la normalisation linéaire et la normalisation vectorielle des valeurs moyennes des données. Les valeurs de D_T et D_E avec la première normalisation sont représentées avec les points a et b et les valeurs de D_T et D_E avec la deuxième normalisation sont représentées avec les points c et d, respectivement. Donc, les valeurs de D_T des données moyennes avec la normalisation linéaire, des valeurs de D_E des données moyennes avec la normalisation linéaire, des valeurs de D_T des données moyennes avec la normalisation vectorielle et des valeurs de D_E des données moyennes avec la normalisation vectorielle sont présentées avec les points a, b, c et d, respectivement.

La comparaison des positions des points a et c ainsi que celles des points b et d de la figure 5.8 montrent que la normalisation linéaire donne les sorties plus conformes à la méthode TOPSIS que la normalisation vectorielle pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques, puisque dans le cas de l'analyse théorique la valeur de D_T ou d_i^- lorsque la normalisation est linéaire (point a) est plus élevée que la valeur de D_T ou d_i^- lorsque la normalisation est vectorielle (point c) et que dans l'analyse expérimentale la valeur de D_E ou d_i^- lorsque la normalisation est linéaire (point b) est plus élevée que la valeur de D_E ou d_i^- lorsque la normalisation est vectorielle (point d), puisque dans l'algorithme TOPSIS, plus la valeur de d_i^- est élevée plus loin est le membre de la catégorie par rapport à

la distance de la sortie du prototype par rapport à la solution idéale négative par rapport à sa valeur expérimentale, c'est-à-dire la valeur de δ_2 , sera plus grande que celle qu'on a obtenue ici (voir la section D de l'annexe).

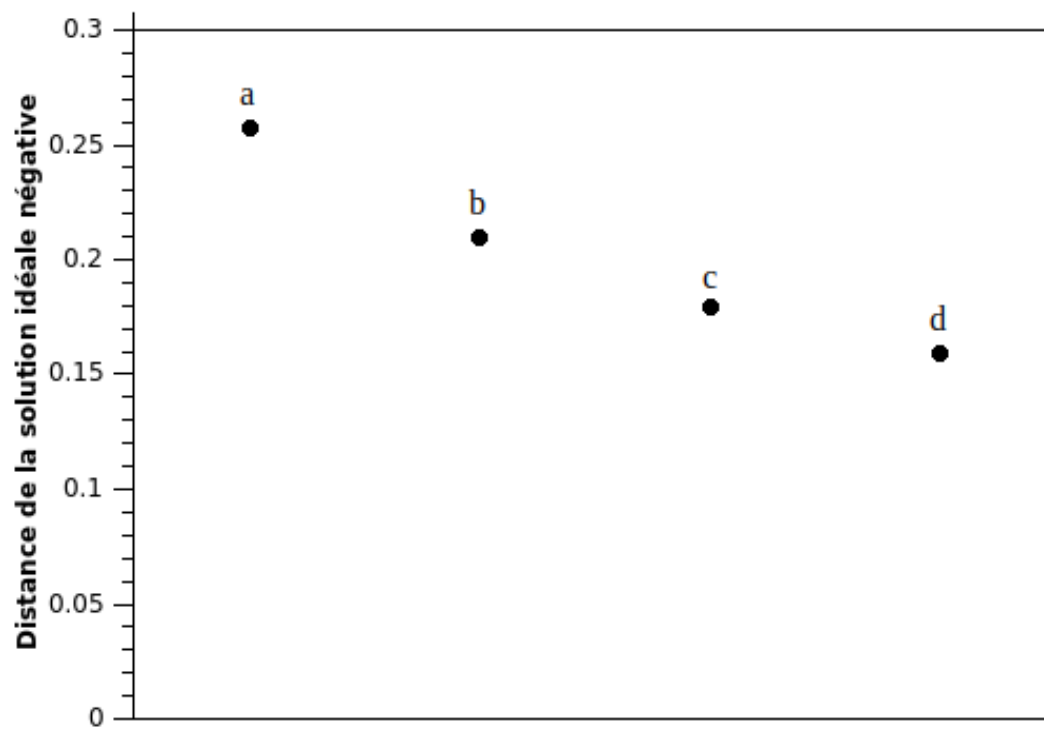


Figure 5.8: Les valeurs de D_T et D_E de l'analyse des données avec la normalisation linéaire et la normalisation vectorielle

la solution idéale négative. Cependant, puisque les différences des valeurs de ces distances dans ces deux normalisations ne sont pas très grandes, nous pourrions considérer que la normalisation vectorielle peut aussi s'appliquer à cette analyse.

La figure 5.9 représente les valeurs de δ_2 des analyses avec les données triangulaires floues avec la normalisation linéaire (point a), des valeurs moyennes avec la normalisation linéaire (point b) et des valeurs moyennes avec la normalisation vectorielle (point c). Les valeurs de δ_2 des analyses avec les données triangulaires floues avec la normalisation linéaire (point a), des valeurs moyennes avec la normalisation linéaire (point b), des valeurs moyennes avec la normalisation vectorielle (point c) dépendent des valeurs théoriques et expérimentales des degrés d'appartenance des démarqueurs et celles de leurs poids, et que les poids changent dans ces deux séries d'analyses, on n'obtient pas de valeur zéro pour la distance du prototype par rapport à la solution idéale négative au moins que les réponses de l'individu aux questions qu'on traite ne soient pas contradictoires et que ses réponses aux questions 1, 2, 3 et 4 concernant les démarqueurs de taille et de couleur présentées dans le chapitre précédent soient négatives pour qu'on conclut qu'il n'y a pas d'inconsistance de ses croyances épistémiques à propos de la catégorie en question à partir de l'analyse de ses démarqueurs.

La comparaison des positions des points a, b et c dans la figure 5.9 montre que puisque la valeur de δ_2 du point a est plus grande que celle du point b et que celle du point b est plus grande que celle du point c, et que cette valeur représente la différence expérimentale et théorique de la distance du degré d'appartenance du prototype par rapport à la solution idéale négative, plus cette différence est grande, meilleur est le résultat de l'analyse avec la méthode TOPSIS. Cependant, les données triangulaires floues avec la normalisation linéaire (point a) ainsi que les données moyennes avec la normalisation linéaire (point b) et ces deuxièmes et les données moyennes avec la normalisation vectorielle (point c) peuvent être

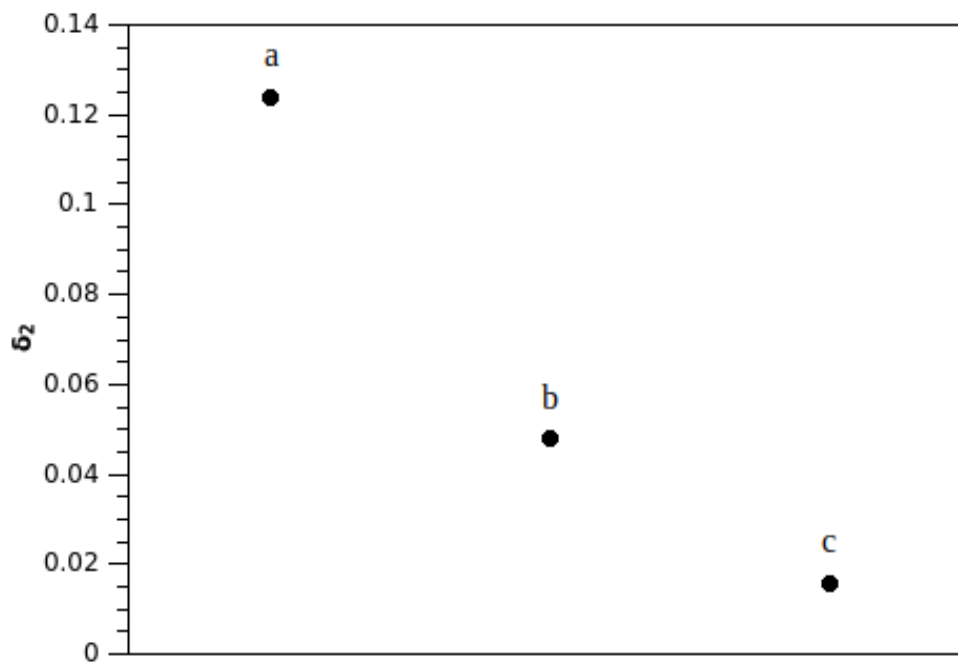


Figure 5.9: Les valeurs de δ_2 des analyses avec les données triangulaires floues avec la normalisation linéaire (point a), des valeurs moyennes avec la normalisation linéaire (point b), des valeurs moyennes avec la normalisation vectorielle (point c)

analysées avec cette méthode.

Il est important de noter que puisque le choix des poids a l'impact sur les valeurs des sorties de l'algorithme de TOPSIS, en choisissant les poids dont les valeurs sont plus élevées, les valeurs des sorties de cet algorithme aussi augmentent.

5.3 TOPSIS pour l'analyse de l'inconsistance cognitive

Dans cette section, nous verrons l'ensemble des résultats de mes analyses de l'inconsistance ou de la contradiction des croyances épistémiques à partir des réponses positives ou négatives aux questions 1, 2, 3 et 4 concernant la taille et la couleur des membres de la catégorie d'oiseaux présentées dans le chapitre précédent.

1. Résultats de l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques lorsque l'individu répond positivement à la question 2 et il répond négativement à la question 1, respectivement :

Lorsque l'individu répond positivement à la question 2 à propos de la considération de la taille du prototype (canari A) pour le distinguer d'un mammifère et qu'il répond négativement à la question 1 à propos de la considération de la taille des autres membres de la catégorie d'oiseaux pour les distinguer des mammifères, on considère la valeur élevée du degré d'appartenance du démarqueur de taille pour le canari A et la valeur faible du degré d'appartenance de ce démarqueur pour les autres membres de la catégorie d'oiseaux. Donc, on considère la valeur moyenne des degrés d'appartenance de 0.8, 0.9, 1.0 (la valeur 0.9) pour la taille du canari A et la valeur moyenne des degrés d'appartenance de 0.1, 0.2, 1.3 (la valeur 0.2) pour la taille des autres membres de la catégorie d'oiseaux dans la matrice d'évaluation telle que présentée ci-dessous. Les valeurs des degrés d'appartenance des autres démarqueurs ne changent pas dans ce tableau représentant cette matrice par rapport aux valeurs du tableau 5.2 présentées au début de ce chapitre, puisque

Candidat	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.9	0.9	0.9
C-2	0.9	0.7	0.9
C-3	0.55	0.9	0.5
C-4	0.2	0.35	0.5

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.7	0.7	0.9	0.2
0.5	0.7	0.2	0.2
0.5	0.5	0.2	0.2
0.5	0.2	0.2	0.2

les questions 1 et 2 ne concernent pas ces autres démarqueurs. Nous verrons ici les résultats de mes analyses TOPSIS incluant les valeurs de la matrice combinée préparée à partir de la matrice d'évaluation de données, les valeurs de la matrice de décision floue normalisée, les valeurs de la matrice de décision normalisée pondérée, les valeurs de $FPIS$ et $FNIS$, et les valeurs de d_i^* , d_i^- et CC_i et le classement des candidats, dans les tableaux 5.2, 5.4, 5.6, 5.7 et 5.8, respectivement.⁹

Le classement des membres de la catégorie d'oiseaux présenté dans le tableau 5.8 veut dire que le deuxième membre de cette catégorie (la poule B) est classé en première place, le troisième membre de cette catégorie (l'autruche C) en deuxième place, le premier membre ou son prototype (le canari A) en troisième place et le quatrième membre (l'ornithorynque D) en quatrième place. La valeur de CC_i du deuxième membre et celle du troisième membre sont 0.846 et 0.651, respectivement.

9. Les analyses de l'inconsistance des croyances épistémiques dans la thèse sont faites à partir des contradictions dans les réponses aux questions traitées et la valeur non-zéro de δ_1 à partir du modèle de l'arbre et la valeur non-zéro de δ_2 à partir de mes analyses avec TOPSIS et non pas selon le classement des membres de la catégorie en question. Par ailleurs, l'addition ou l'enlèvement des membres de la catégorie d'oiseaux n'ont pas été nécessaires pour mes analyses TOPSIS, puisqu'on peut considérer les membres de cette catégorie dont les différences incluent l'ensemble des différences de ses membres à partir de prototype (le canari A) jusqu'à l'animal hybride (l'ornithorynque) pour ne pas avoir besoin de l'addition ou de l'enlèvement d'aucun membre de cette catégorie dans mes analyses.

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.64244755	0.60234703	0.61812254
C-2	0.64244755	0.46849214	0.61812254
C-3	0.39260684	0.60234703	0.34340141
C-4	0.14276612	0.23424607	0.34340141

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.62861856	0.62114956	0.93325653	0.5
0.44901326	0.62114956	0.20739034	0.5
0.44901326	0.44367825	0.20739034	0.5
0.44901326	0.1774713	0.20739034	0.5

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212307	0.14334221	0.11964827	0.06410256
0.05756580256	0.14334221	0.0265885	0.06410256
0.05756580256	0.10238729	0.0265885	0.06410256
0.05756580256	0.04095492	0.0265885	0.06410256

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582
A*	0.08236507	0.07722398	0.07924648
A ⁻	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212307	0.14334221	0.11964827	0.06410256
0.05756580256	0.14334221	0.0265885	0.06410256
0.05756580256	0.10238729	0.0265885	0.06410256
0.05756580256	0.04095492	0.0265885	0.06410256
0.08059212307	0.14334221	0.0265885	0.06410256
0.05756580256	0.04095492	0.11964827	0.06410256

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.093	0.136	0.594	2
C-2	0.029	0.159	0.846	3
C-3	0.067	0.125	0.651	1
C-4	0.136	0.093	0.406	4

Puisque la valeur de CC_i pour le deuxième membre est plus grande que celle pour le troisième membre, le deuxième membre est placé avant le troisième membre dans le classement obtenu avec TOPSIS. La valeur de ce paramètre pour le premier membre est 0.594 et elle est inférieure à celles pour le deuxième et le troisième membres. Donc, le premier membre est placé en troisième place.¹⁰ Enfin, la valeur de ce paramètre pour le quatrième membre est 0.406 et elle est la plus petite. Donc, ce membre est placé en quatrième place.¹¹

La figure 5.10 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette

10. La priorité du prototype par rapport aux autres membres de la catégorie a été prévue dans la théorie des prototypes. Cependant, ce membre de la catégorie en question perd sa première place dans le classement des membres de la catégorie dans cette analyse, car la considération de la taille comme une caractéristique qui aide à distinguer ce membre de la catégorie d'oiseaux de celui d'une autre catégorie par l'individu affaiblit la position du prototype de cette première catégorie. En fait, l'algorithme TOPSIS considère que la taille est un critère du coût. Donc, l'augmentation de la valeur du degré d'appartenance de ce démarqueur diminue la priorité du prototype par rapport aux autres membres de la catégorie en question dans leur classement.

11. Cette analyse numérique de la perte de la position du prototype dans le classement des membres de la catégorie en question est une confirmation de la dynamique des démarqueurs que j'ai expliquée dans le premier chapitre de la thèse, ce qui montre que la théorie des démarqueurs est plus explicative que la théorie des prototypes en ce qui concerne le problème cognitif expliqué.

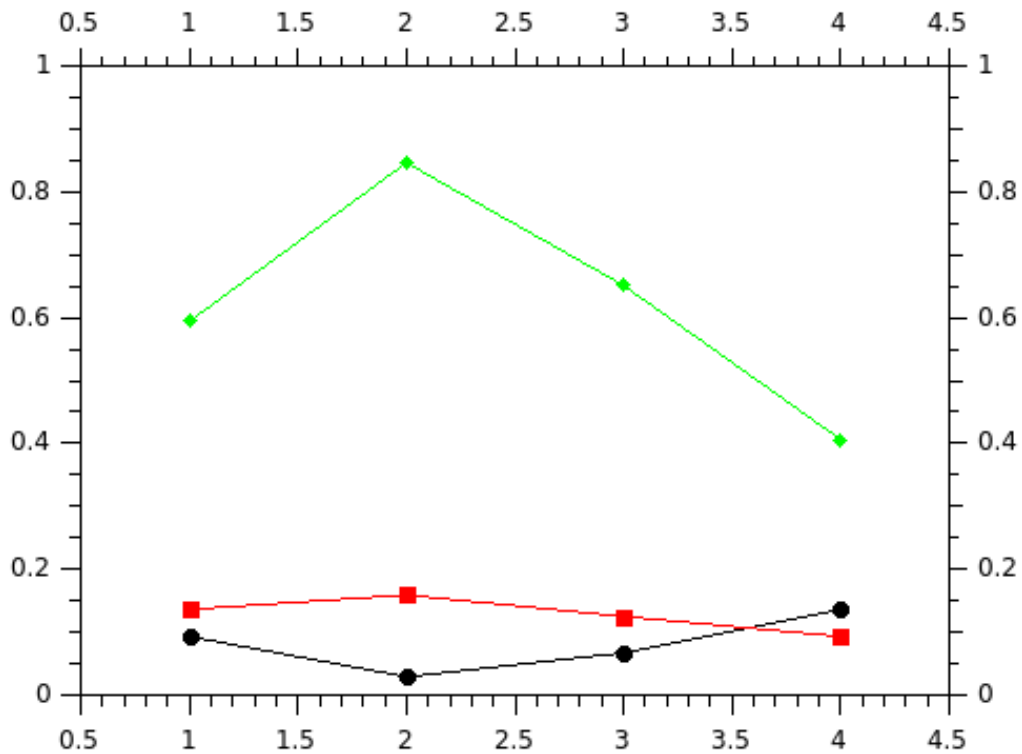


Figure 5.10: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la première analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS

catégorie ou C-4, respectivement.

D_E ou la distance expérimentale du prototype par rapport à la solution idéale négative :

$$D_E = 0.136$$

$$\delta_2 = |D_E - D_T|$$

$$\delta_2 = |0.136 - 0.244| = 0.108$$

La contradiction au niveau des réponses aux questions 1 et 2 qu'on traite et la valeur non zéro de δ_2 confirment l'inconsistance des croyances épistémiques.

2. Résultats de l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques lorsque l'individu répond positivement à la question 1 et il répond négativement à la question 2, respectivement :

Lorsque l'individu répond positivement à la question 1 à propos de la considération de la taille des membres de la catégorie d'oiseaux sauf le prototype (canari A) pour les distinguer des mammifères et qu'il répond négativement à la question 2 à propos de la considération de la taille du canari A pour le distinguer d'un mammifère, on considère la valeur élevée du degré d'appartenance du démarqueur de taille pour les autres membres de la catégorie d'oiseaux et la valeur faible du degré d'appartenance de ce démarqueur pour le canari A. Donc, on considère la valeur moyenne des degrés d'appartenance de 0.8, 0.9, 1.0 (la valeur 0.9) pour la taille des autres membres de cette catégorie et la valeur moyenne des degrés d'appartenance de 0.1, 0.2, 1.3 (la valeur 0.2) pour la taille du canari A dans la matrice d'évaluation telle que présentée ci-dessous. Les valeurs des degrés d'appartenance des autres démarqueurs ne changent pas dans ce tableau représentant cette matrice par rapport aux valeurs du tableau 5.2 présentées au début de ce chapitre, puisque les questions 1 et 2 ne concernent pas ces autres démarqueurs.

Nous verrons ici les résultats de mes analyses TOPSIS incluant les valeurs de la matrice combinée préparée à partir de la matrice standard, les valeurs de la matrice de décision floue normalisée, les valeurs de la matrice de décision normalisée pondérée, les valeurs de $FPIS$ et $FNIS$, et les valeurs de d_i^* , d_i^- et CC_i et le classement des candidats, dans les tableaux 5.2, 5.4, 5.6, 5.7 et 5.8, respectivement.

La figure 5.11 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième

Candidat	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.9	0.9	0.9
C-2	0.9	0.7	0.9
C-3	0.55	0.9	0.5
C-4	0.2	0.35	0.5

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.7	0.7	0.2	0.2
0.5	0.7	0.9	0.2
0.5	0.5	0.9	0.2
0.5	0.2	0.9	0.2

membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

D_E ou la distance expérimentale du prototype par rapport à la solution idéale négative :

$$D_E = 0.148$$

$$\delta_2 = |D_E - D_T|$$

$$\delta_2 = |0.148 - 0.244| = 0.096$$

La contradiction au niveau des réponses aux questions 1 et 2 qu'on traite et la valeur non zéro de δ_2 confirment l'inconsistance des croyances épistémiques.

3. Résultats de l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques lorsque l'individu répond positivement à la question 4 et il répond négativement à la question

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.64244755	0.60234703	0.61812254
C-2	0.64244755	0.46849214	0.61812254
C-3	0.39260684	0.60234703	0.34340141
C-4	0.14276612	0.23424607	0.34340141

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.62861856	0.62114956	0.12725695	0.5
0.44901326	0.62114956	0.57265629	0.5
0.44901326	0.44367825	0.57265629	0.5
0.44901326	0.1774713	0.57265629	0.5

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212307	0.14334221	0.01631499	0.06410256
0.05756580256	0.14334221	0.07341747	0.06410256
0.05756580256	0.10238729	0.07341747	0.06410256
0.05756580256	0.04095492	0.07341747	0.06410256

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582
A^*	0.08236507	0.07722398	0.07924648
A^-	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212307	0.14334221	0.01631499	0.06410256
0.05756580256	0.14334221	0.07341747	0.06410256
0.05756580256	0.10238729	0.07341747	0.06410256
0.05756580256	0.04095492	0.07341747	0.06410256
0.08059212307	0.14334221	0.01631499	0.06410256
0.05756580256	0.04095492	0.07341747	0.06410256

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.000	0.148	1.000	1
C-2	0.064	0.129	0.669	2
C-3	0.088	0.084	0.488	3
C-4	0.148	0.000	0.000	4

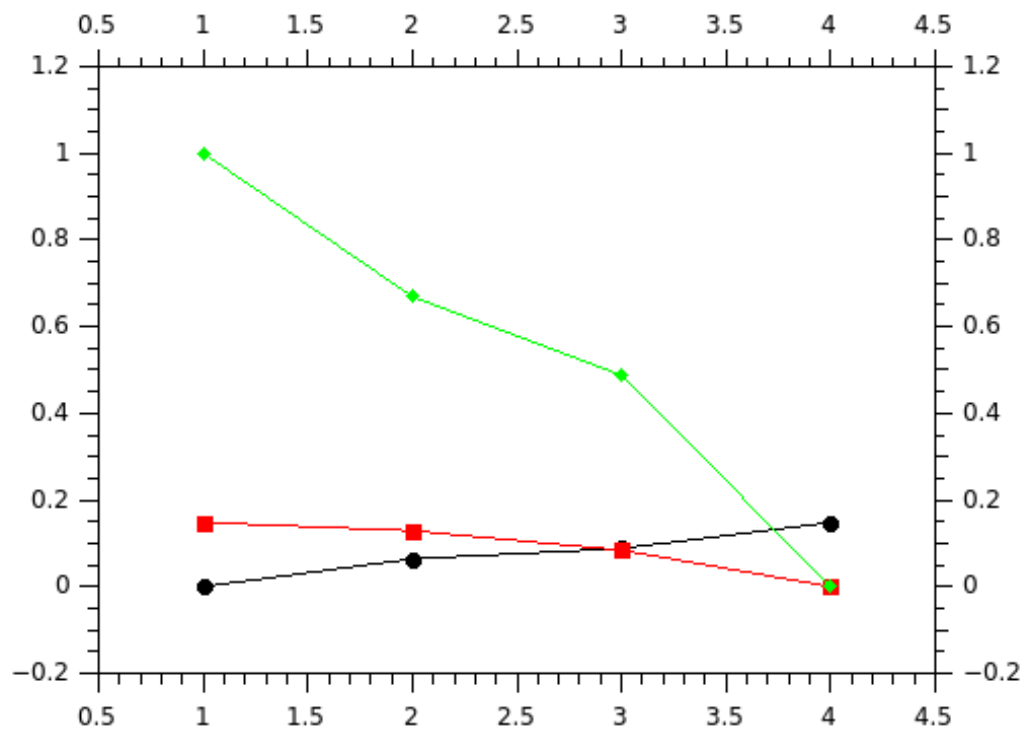


Figure 5.11: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la deuxième analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS

Candidat	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.9	0.9	0.9
C-2	0.9	0.7	0.9
C-3	0.55	0.9	0.5
C-4	0.2	0.35	0.5

3, respectivement :

Lorsque l'individu répond positivement à la question 4 à propos de la considération de la couleur de l'ornithorynque D pour le distinguer d'un autre mammifère et qu'il répond négativement à la question 3 à propos de la considération de la couleur des autres membres de la catégorie d'oiseaux pour les distinguer des mammifères, on considère la valeur élevée du degré d'appartenance du démarqueur de couleur pour l'ornithorynque D et la valeur faible du degré d'appartenance de ce démarqueur pour les autres membres de la catégorie d'oiseaux. Donc, on considère la valeur moyenne des degrés d'appartenance de 0.8, 0.9, 1.0 (la valeur 0.9) pour la couleur de l'ornithorynque D et la valeur moyenne des degrés d'appartenance de 0.1, 0.2, 1.3 (la valeur 0.2) pour la couleur des autres membres de la catégorie d'oiseaux dans la matrice d'évaluation telle que présentée ci-dessous. Les valeurs des degrés d'appartenance des autres démarqueurs ne changent pas dans ce tableau représentant cette matrice par rapport aux valeurs du tableau 5.2 présentées au début de ce chapitre, puisque les questions 3 et 4 ne concernent pas ces autres démarqueurs.

Nous verrons ici les résultats de mes analyses TOPSIS incluant les valeurs de la matrice combinée préparée à partir de la matrice standard, les valeurs de la matrice de décision floue normalisée, les valeurs de la matrice de décision normalisée pondérée, les valeurs de $FPIS$ et $FNIS$, et les valeurs de d_i^* , d_i^- et CC_i et le classement des candidats, dans les tableaux 5.2, 5.4, 5.6, 5.7 et 5.8, respectivement.

La figure 5.12 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.7	0.7	0.2	0.2
0.5	0.7	0.2	0.2
0.5	0.5	0.2	0.2
0.5	0.2	0.2	0.9

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.64244755	0.60234703	0.61812254
C-2	0.64244755	0.46849214	0.61812254
C-3	0.39260684	0.60234703	0.34340141
C-4	0.14276612	0.23424607	0.34340141

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.62861856	0.62114956	0.5	0.20739034
0.44901326	0.62114956	0.5	0.20739034
0.44901326	0.44367825	0.5	0.20739034
0.44901326	0.1774713	0.5	0.93325653

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212307	0.14334221	0.06410256	0.0265885
0.05756580256	0.14334221	0.06410256	0.0265885
0.05756580256	0.10238729	0.06410256	0.0265885
0.05756580256	0.04095492	0.06410256	0.11964827

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582
A*	0.08236507	0.07722398	0.07924648
A-	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212307	0.14334221	0.06410256	0.0265885
0.05756580256	0.14334221	0.06410256	0.0265885
0.05756580256	0.10238729	0.06410256	0.0265885
0.05756580256	0.04095492	0.06410256	0.11964827
0.08059212307	0.14334221	0.06410256	0.0265885
0.05756580256	0.04095492	0.06410256	0.11964827

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.000	0.165	1.000	1
C-2	0.029	0.159	0.847	2
C-3	0.067	0.125	0.652	3
C-4	0.165	0.000	0.000	4

figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

D_E ou la distance expérimentale du prototype par rapport à la solution idéale négative :

$$D_E = 0.165$$

$$\delta_2 = |D_E - D_T|$$

$$\delta_2 = |0.165 - 0.244| = 0.08$$

La contradiction au niveau des réponses aux questions 3 et 4 qu'on traite et la valeur non zéro de δ_2 confirment l'inconsistance des croyances épistémiques.

4. Résultats de l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques lorsque l'in-

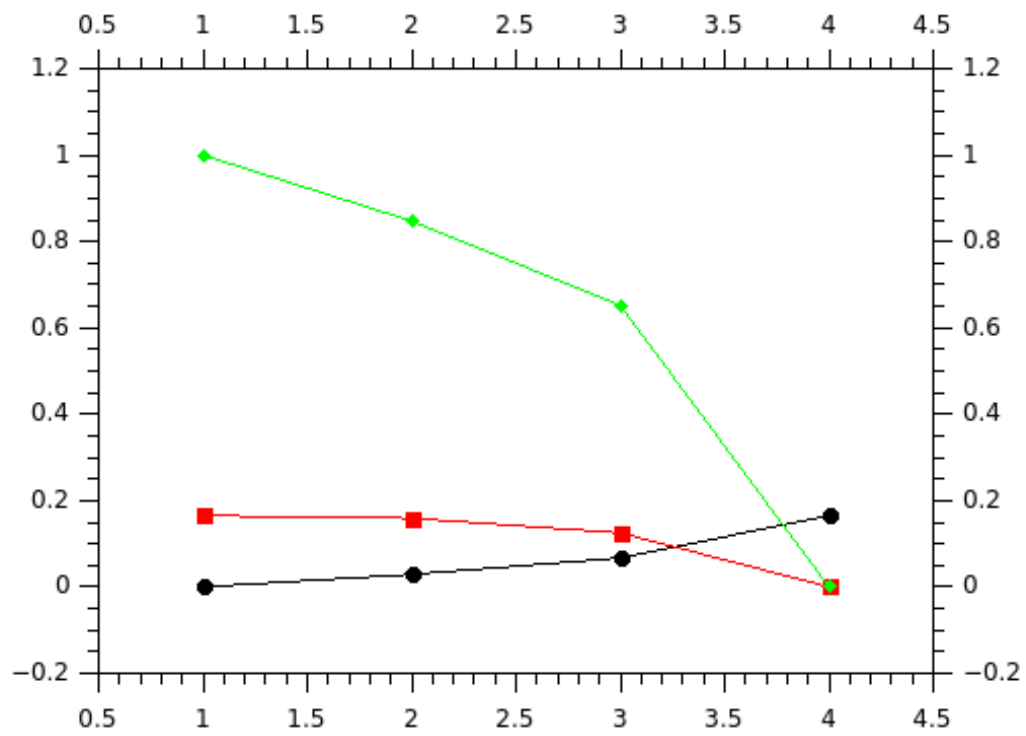


Figure 5.12: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la troisième analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS

Candidat	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.9	0.9	0.9
C-2	0.9	0.7	0.9
C-3	0.55	0.9	0.5
C-4	0.2	0.35	0.5

dividu répond positivement à la question 3 et il répond négativement à la question 4, respectivement :

Lorsque l'individu répond positivement à la question 3 à propos de la considération de la couleur des membres de la catégorie d'oiseaux sauf l'ornithorynque D pour les distinguer des mammifères et qu'il répond négativement à la question 4 à propos de la considération de la couleur de l'ornithorynque D pour le distinguer d'un autre mammifère, on considère la valeur élevée du degré d'appartenance du démarqueur de couleur pour les autres membres de la catégorie d'oiseaux et la valeur faible du degré d'appartenance de ce démarqueur pour l'ornithorynque D. Donc, on considère la valeur moyenne des degrés d'appartenance de 0.8, 0.9, 1.0 (la valeur 0.9) pour la couleur des autres membres de cette catégorie et la valeur moyenne des degrés d'appartenance de 0.1, 0.2, 1.3 (la valeur 0.2) pour la couleur de l'ornithorynque D dans la matrice d'évaluation telle que présentée ci-dessous. Les valeurs des degrés d'appartenance des autres démarqueurs ne changent pas dans ce tableau représentant cette matrice par rapport aux valeurs du tableau 5.2 présentées au début de ce chapitre, puisque les questions 3 et 4 ne concernent pas ces autres démarqueurs. Nous verrons ici les résultats de mes analyses TOPSIS incluant les valeurs de la matrice combinée préparée à partir de la matrice standard, les valeurs de la matrice de décision floue normalisée, les valeurs de la matrice de décision normalisée pondérée, les valeurs de $FPIS$ et $FNIS$, et les valeurs de d_i^* , d_i^- et CC_i et le classement des candidats, dans les tableaux 5.2, 5.4, 5.6, 5.7 et 5.8, respectivement.

La figure 5.13 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.7	0.7	0.2	0.9
0.5	0.7	0.2	0.9
0.5	0.5	0.2	0.9
0.5	0.2	0.2	0.2

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.64244755	0.60234703	0.61812254
C-2	0.64244755	0.46849214	0.61812254
C-3	0.39260684	0.60234703	0.34340141
C-4	0.14276612	0.23424607	0.34340141

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.62861856	0.62114956	0.5	0.57265629
0.44901326	0.62114956	0.5	0.57265629
0.44901326	0.44367825	0.5	0.57265629
0.44901326	0.1774713	0.5	0.12725695

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212	0.14334221	0.06410256	0.07341747
0.05756580	0.14334221	0.06410256	0.07341747
0.05756580	0.10238729	0.06410256	0.07341747
0.05756580	0.04095492	0.06410256	0.01631499

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582
A*	0.08236507	0.07722398	0.07924648
A-	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212	0.14334221	0.06410256	0.07341747
0.05756580	0.14334221	0.06410256	0.07341747
0.05756580	0.10238729	0.06410256	0.07341747
0.05756580	0.04095492	0.06410256	0.01631499
0.08059212	0.14334221	0.06410256	0.01631499
0.0575658	0.04095492	0.06410256	0.07341747

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.057	0.136	0.705	1
C-2	0.064	0.129	0.669	2
C-3	0.088	0.084	0.488	3
C-4	0.136	0.057	0.295	4

figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

D_E ou la distance expérimentale du prototype par rapport à la solution idéale négative :

$$D_E = 0.136$$

$$\delta_2 = |D_E - D_T|$$

$$\delta_2 = |0.136 - 0.244| = 0.108$$

La contradiction au niveau des réponses aux questions 3 et 4 qu'on traite et la valeur non zéro de δ_2 confirment l'inconsistance des croyances épistémiques.

5. Résultats de l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques lorsque l'in-

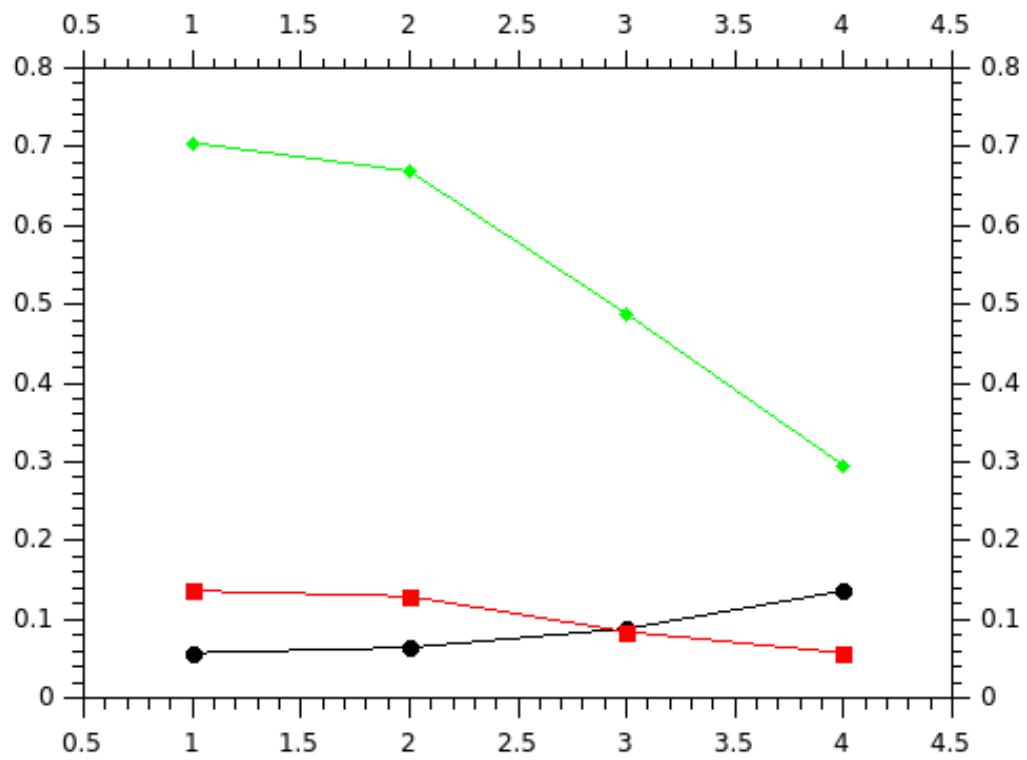


Figure 5.13: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la quatrième analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS

dividu répond positivement aux questions 2 et 4 et il répond négativement aux questions 1 et 3, respectivement :

Lorsque l'individu répond positivement aux questions 2 et 4 à propos de la considération de la taille du prototype (canari A) et de la couleur de l'ornithorynque D pour les distinguer des mammifères et qu'il répond négativement aux questions 1 et 3 à propos de la considération de la taille et de la couleur des autres membres de la catégorie d'oiseaux pour les distinguer des mammifères, on considère la valeur élevée du degré d'appartenance du démarqueur de taille pour le canari A et de couleur pour l'ornithorynque D et la valeur faible du degré d'appartenance de ces démarqueurs pour les autres membres de la catégorie d'oiseaux. Donc, on considère la valeur moyenne des degrés d'appartenance de 0.8, 0.9, 1.0 (la valeur 0.9) pour la taille du canari A et la couleur de l'ornithorynque D et la valeur moyenne des degrés d'appartenance de 0.1, 0.2, 1.3 (la valeur 0.2) pour ces démarqueurs des autres membres de la catégorie d'oiseaux dans la matrice d'évaluation telle que présentée ci-dessous. Les valeurs des degrés d'appartenance des autres démarqueurs ne changent pas dans ce tableau représentant cette matrice par rapport aux valeurs du tableau 5.2 présentées au début de ce chapitre, puisque les questions 1, 2, 3 et 4 ne concernent pas ces autres démarqueurs.

Nous verrons ici les résultats de mes analyses TOPSIS incluant les valeurs de la matrice combinée préparée à partir de la matrice standard, les valeurs de la matrice de décision floue normalisée, les valeurs de la matrice de décision normalisée pondérée, les valeurs de $FPIS$ et $FNIS$, et les valeurs de d_i^* , d_i^- et CC_i et le classement des candidats, dans les tableaux 5.2, 5.4, 5.6, 5.7 et 5.8, respectivement.

La figure 5.14 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire

Candidat	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.9	0.9	0.9
C-2	0.9	0.7	0.9
C-3	0.55	0.9	0.5
C-4	0.2	0.35	0.5

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.7	0.7	0.9	0.2
0.5	0.7	0.2	0.2
0.5	0.5	0.2	0.2
0.5	0.2	0.2	0.9

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.64244755	0.60234703	0.61812254
C-2	0.64244755	0.46849214	0.61812254
C-3	0.39260684	0.60234703	0.34340141
C-4	0.14276612	0.23424607	0.34340141

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.62861856	0.62114956	0.93325653	0.20739034
0.44901326	0.62114956	0.20739034	0.20739034
0.44901326	0.44367825	0.20739034	0.20739034
0.44901326	0.17747130	0.20739034	0.93325653

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212	0.14334221	0.11964827	0.0265885
0.05756580	0.14334221	0.0265885	0.0265885
0.05756580	0.10238729	0.0265885	0.0265885
0.05756580	0.04095492	0.0265885	0.11964827

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582
A^*	0.08236507	0.07722398	0.07924648
A^-	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212	0.14334221	0.11964827	0.0265885
0.05756580	0.14334221	0.0265885	0.0265885
0.05756580	0.10238729	0.0265885	0.0265885
0.05756580	0.04095492	0.0265885	0.11964827
0.08059212	0.14334221	0.0265885	0.0265885
0.0575658	0.04095492	0.11964827	0.11964827

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.093	0.165	0.639	2
C-2	0.029	0.184	0.865	3
C-3	0.067	0.156	0.700	1
C-4	0.165	0.093	0.360	4

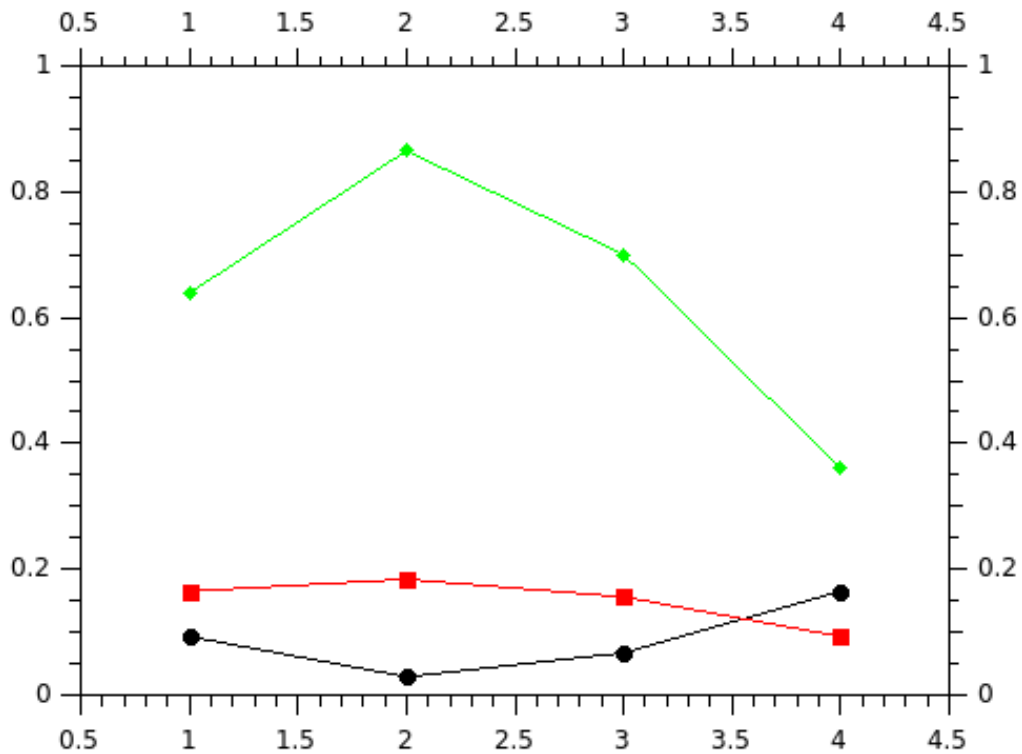


Figure 5.14: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la cinquième analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS

celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

D_E ou la distance expérimentale du prototype par rapport à la solution idéale négative :

$$D_E = 0.165$$

$$\delta_2 = |D_E - D_T|$$

$$\delta_2 = |0.165 - 0.244| = 0.08$$

La contradiction au niveau des réponses aux questions 1 et 2 ainsi qu'au niveau des réponses aux questions 3 et 4 qu'on traite et la valeur non zéro de δ_2 confirment l'inconsistance des croyances épistémiques.

6. Résultats de l'analyse expérimentale de l'inconsistance des croyances épistémiques lorsque l'individu répond positivement aux questions 1 et 3 et il répond négativement aux questions 2 et 4, respectivement :

Lorsque l'individu répond positivement aux questions 1 et 3 à propos de la considération de la taille et de la couleur pour les membres de la catégorie d'oiseaux sauf le prototype (canari A) et l'ornithorynque D pour les distinguer des mammifères et qu'il répond négativement aux questions 2 et 4 à propos de la considération de la taille du canari A et de la couleur de l'ornithorynque D pour les distinguer des mammifères, on considère la valeur élevée du degré d'appartenance du démarqueur de taille et de couleur pour ces autres membres de la catégorie d'oiseaux et la valeur faible du degré d'appartenance de ces démarqueurs pour la taille du canari A et pour la couleur de l'ornithorynque D. Donc, on considère la valeur moyenne des degrés d'appartenance de 0.8, 0.9, 1.0 (la valeur 0.9) pour ces autres membres de la catégorie d'oiseaux et la valeur moyenne des degrés d'appartenance de 0.1, 0.2, 1.3 (la valeur 0.2) pour la taille du canari A et la couleur de l'ornithorynque D dans la matrice d'évaluation telle que présentée ci-dessous. Les valeurs des degrés d'appartenance des autres démarqueurs ne changent pas dans ce tableau représentant cette matrice par rapport aux valeurs du tableau 5.2 présentées au début de ce chapitre, puisque les questions 1, 2, 3 et 4 ne concernent pas ces autres démarqueurs.

Nous verrons ici les résultats de mes analyses TOPSIS incluant les valeurs de la

Candidat	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.9	0.9	0.9
C-2	0.9	0.7	0.9
C-3	0.55	0.9	0.5
C-4	0.2	0.35	0.5

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.7	0.7	0.2	0.9
0.5	0.7	0.9	0.9
0.5	0.5	0.9	0.9
0.5	0.2	0.9	0.2

matrice combinée préparée à partir de la matrice standard, les valeurs de la matrice de décision floue normalisée, les valeurs de la matrice de décision normalisée pondérée, les valeurs de $FPIS$ et $FNIS$, et les valeurs de d_i^* , d_i^- et CC_i et le classement des candidats, dans les tableaux 5.2, 5.4, 5.6, 5.7 et 5.8, respectivement.

La figure 5.15 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

D_E ou la distance expérimentale du prototype par rapport à la solution idéale

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.64244755	0.60234703	0.61812254
C-2	0.64244755	0.46849214	0.61812254
C-3	0.39260684	0.60234703	0.34340141
C-4	0.14276612	0.23424607	0.34340141

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.62861856	0.62114956	0.12725695	0.57265629
0.44901326	0.62114956	0.57265629	0.57265629
0.44901326	0.44367825	0.57265629	0.57265629
0.44901326	0.17747130	0.57265629	0.12725695

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212	0.14334221	0.01631499	0.07341747
0.05756580	0.14334221	0.07341747	0.07341747
0.05756580	0.10238729	0.07341747	0.07341747
0.05756580	0.04095492	0.07341747	0.01631499

Critère	Voler	Avoir des ailes	Pondre
C-1	0.08236507	0.07722398	0.07924648
C-2	0.08236507	0.06006309	0.07924648
C-3	0.05033421	0.07722398	0.04402582
C-4	0.01830335	0.03003155	0.04402582
A^*	0.08236507	0.07722398	0.07924648
A^-	0.01830335	0.03003155	0.04402582

Avoir un bec	Avoir le chant d'oiseau	Taille	Couleur
0.08059212	0.14334221	0.01631499	0.07341747
0.05756580	0.14334221	0.07341747	0.07341747
0.05756580	0.10238729	0.07341747	0.07341747
0.05756580	0.04095492	0.07341747	0.01631499
0.08059212	0.14334221	0.01631499	0.01631499
0.05756580	0.04095492	0.07341747	0.07341747

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.057	0.148	0.721	1
C-2	0.086	0.129	0.601	2
C-3	0.105	0.084	0.444	3
C-4	0.148	0.057	0.279	4

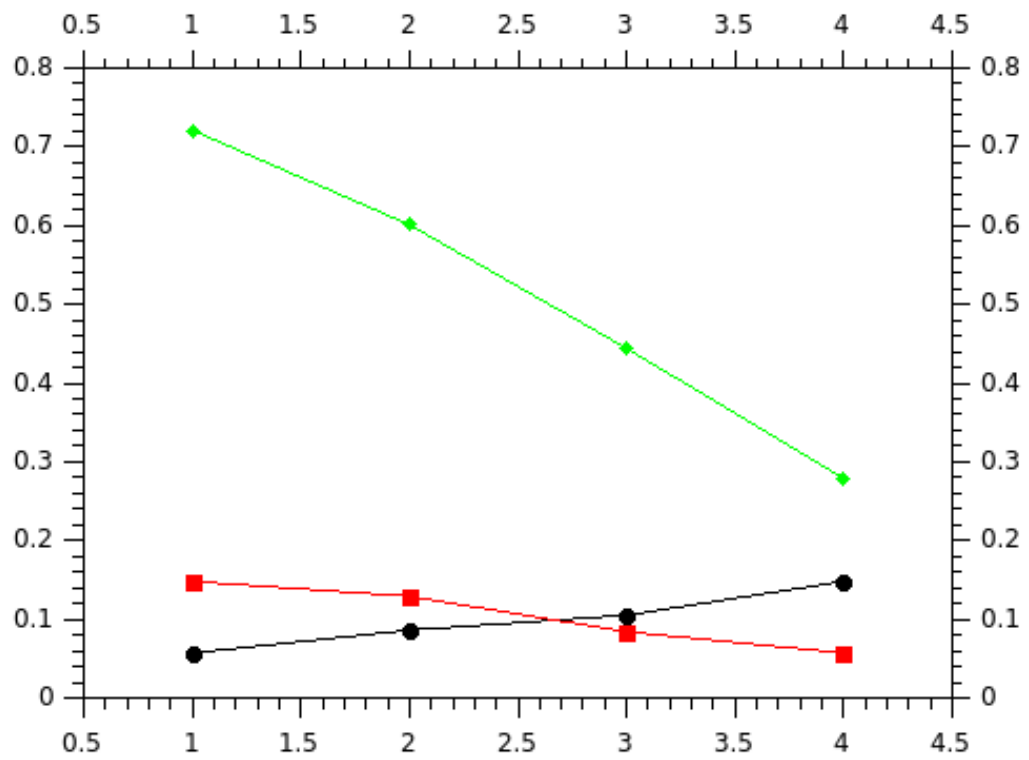


Figure 5.15: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la sixième analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS

négative :

$$D_E = 0.148$$

$$\delta_2 = |D_E - D_T|$$

$$\delta_2 = |0.148 - 0.244| = 0.096$$

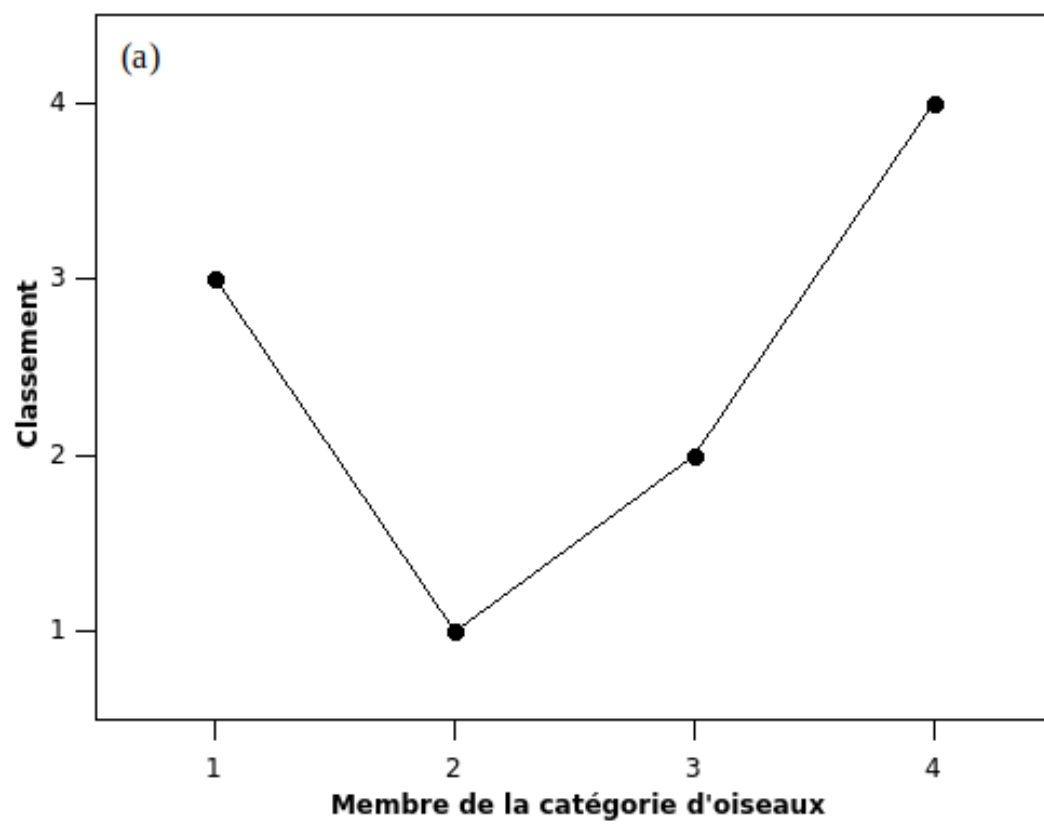
La contradiction au niveau des réponses aux questions 1 et 2 ainsi qu'au niveau des réponses aux questions 3 et 4 qu'on traite et la valeur non zéro de δ_2 confirment l'inconsistance des croyances épistémiques.

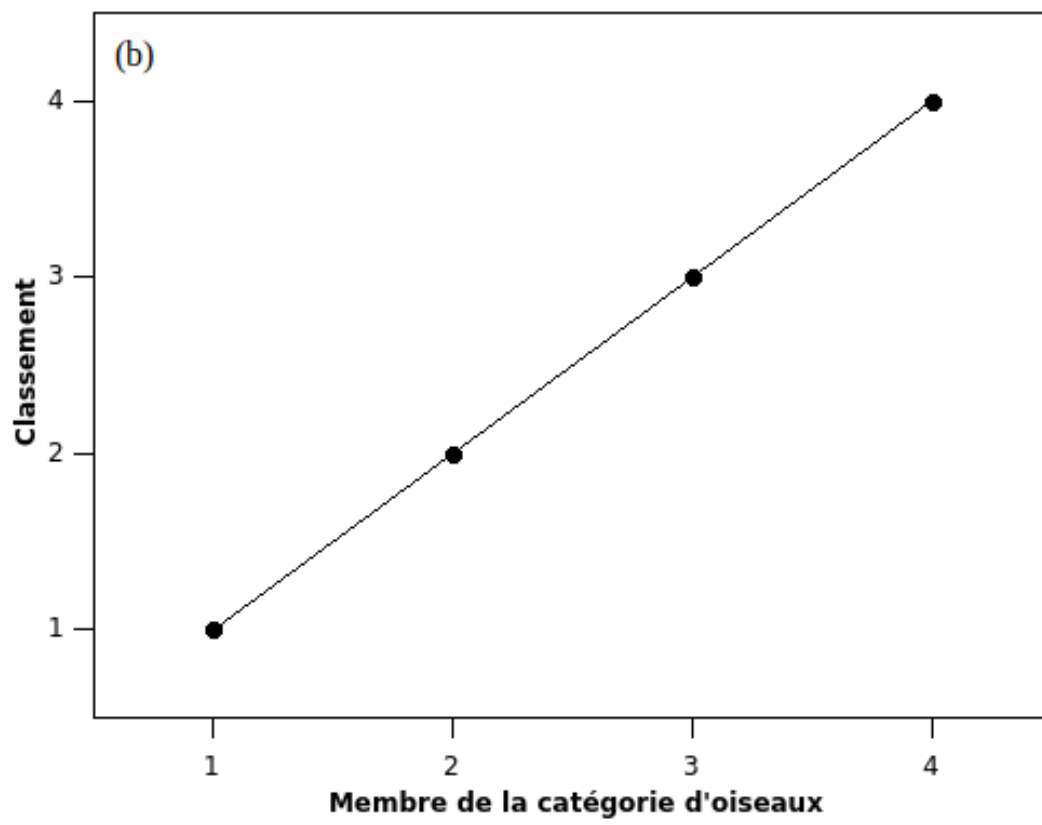
La comparaison des figures 5.10, 5.11, 5.12, 5.13, 5.14 et 5.15 nous mène à conclure que le classement des membres de la catégorie d'oiseaux dans l'algorithme TOPSIS dépend de la contradiction ou de l'inconsistance au niveau des réponses aux questions 1, 2, 3 et 4 qu'on traite présenté dans cette thèse. En fait, ce classement change selon la considération des différentes possibilités de ces inconsistances comme présentées et analysées dans cette section.

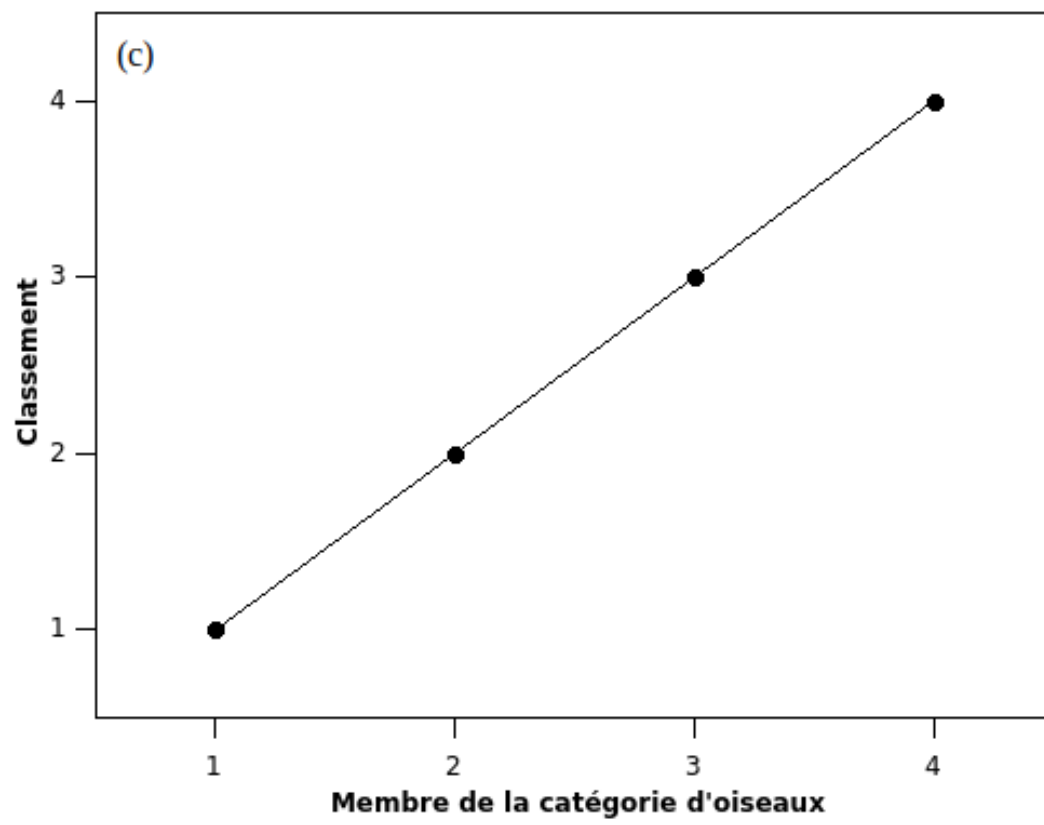
La figure 5.16 présente l'ensemble des différents classements des membres de la catégorie d'oiseaux dans les différentes situations dans lesquelles les réponses aux questions 1 et 2 ou/et 3 et 4 sont contradictoires.

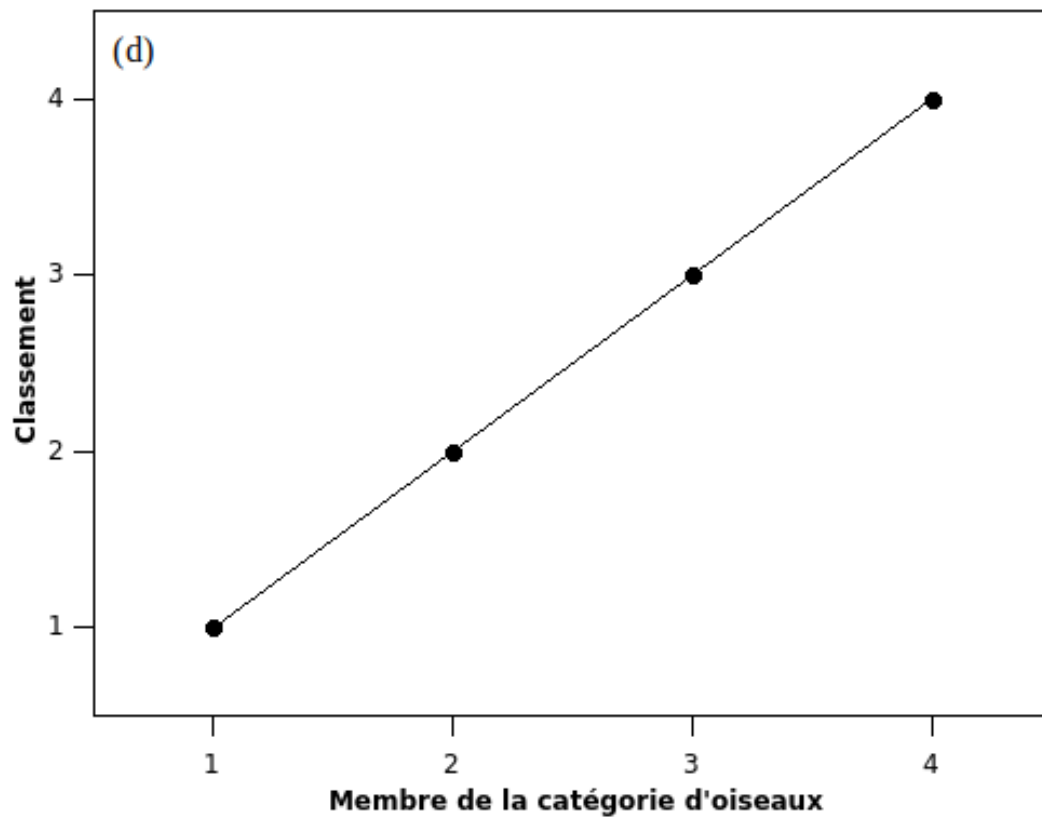
Les résultats des analyses présentés dans la figure 5.16 montrent que lors de l'inconsistance des croyances épistémiques, l'individu peut ne pas toujours considérer le premier membre de la catégorie, ou le prototype, en priorité par rapport aux autres membres de la catégorie. Donc, sa considération contradictoire des démarqueurs marginaux fait changer le classement des membres de la catégorie étudiée. Cette conclusion donne une nouvelle explication à la cognition humaine par rapport à l'influence des croyances épistémiques sur les membres de la catégorie en question. Une étude postérieure peut donner des résultats statistiques à ce sujet.

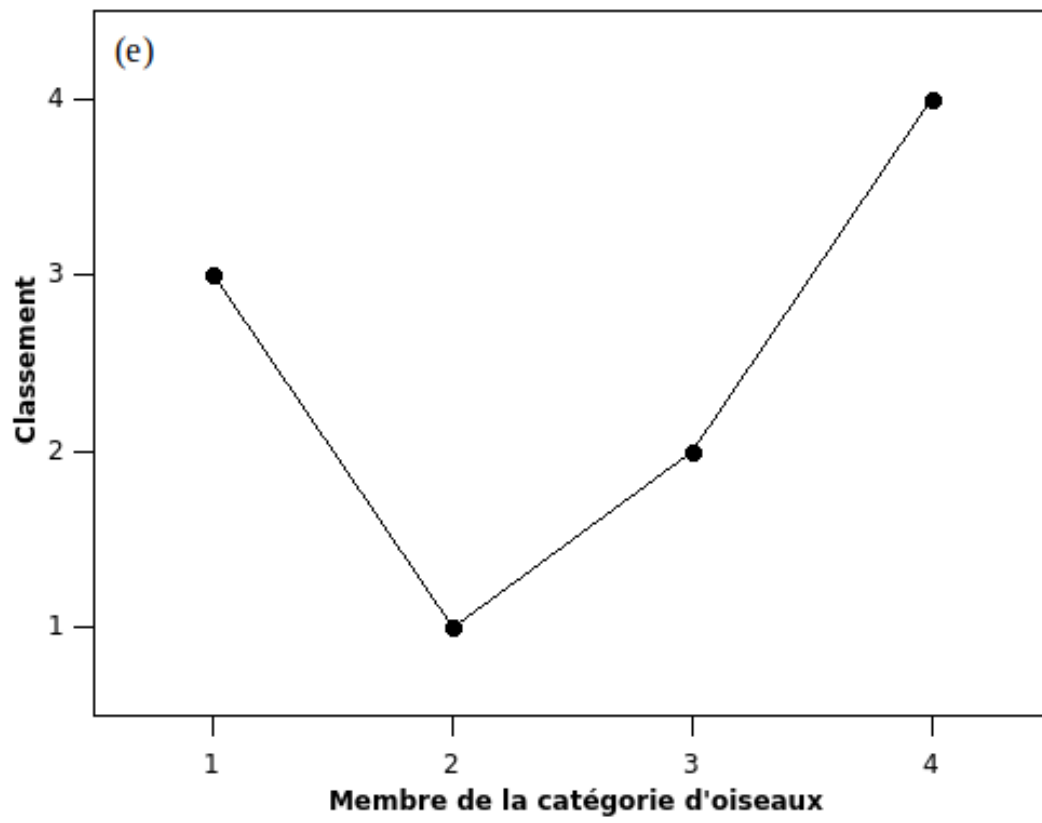
La comparaison des différentes parties de la figure 5.16 nous mène aussi à une











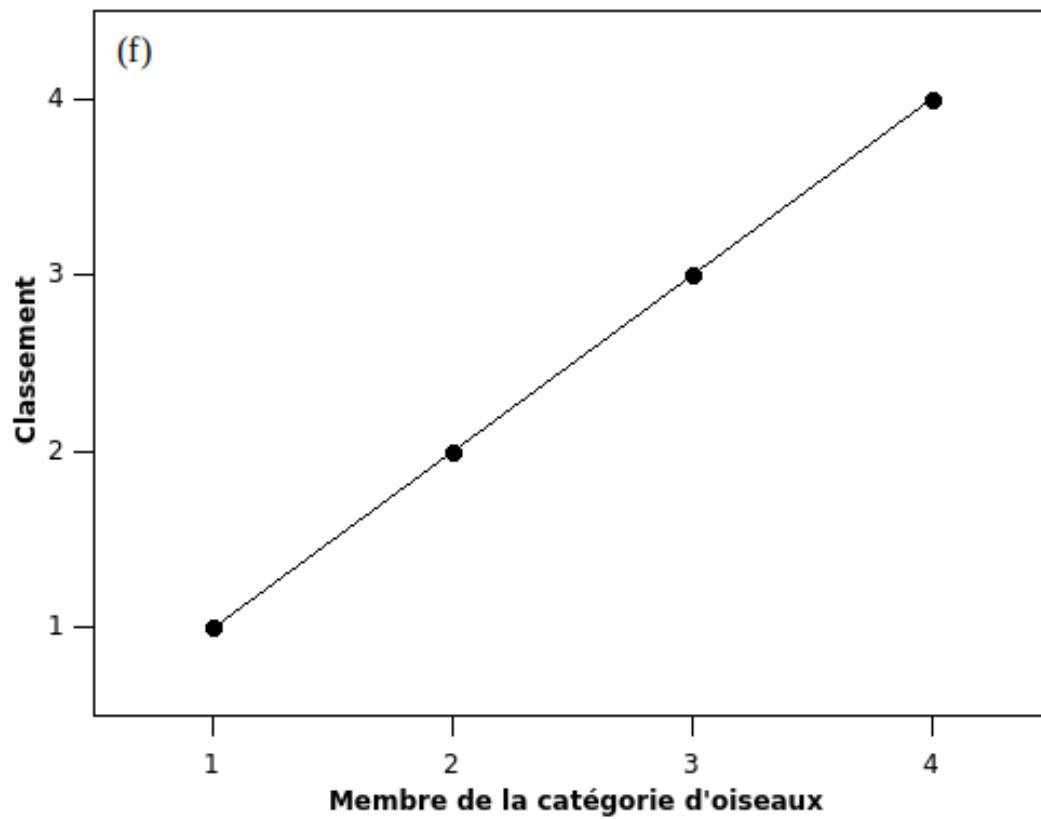


Figure 5.16: Les classements des membres de la catégorie d'oiseaux dans différentes analyses. Pour (a) la première analyse, (b) la deuxième analyse, (c) la troisième analyse, (d) la quatrième analyse, (e) la cinquième analyse, (f) la sixième analyse

autre conclusion. À part les figures 5.16a et 5.16e, les autres parties de cette figure incluent le même ordre des membres de la catégorie d'oiseaux que ce qui se trouve dans le classement de l'analyse théorique. La figure 31a concerne la réponse positive de l'individu à la question 2 qu'on traite, c'est-à-dire son affirmation de sa considération d'un démarqueur marginal du prototype (ex. : la taille du canari) et sa réponse négative à la question 1 qu'on traite, c'est-à-dire son rejet de la considération d'un démarqueur marginal (ex. : la taille) pour distinguer un oiseau et un non-oiseau (ex. : un mammifère). La figure 5.16e concerne ces réponses ainsi que sa réponse positive à la question 4 qu'on traite, c'est-à-dire son affirmation de sa considération d'un démarqueur marginal du dernier membre de cette catégorie (ex. : la couleur de l'ornithorynque) et sa réponse négative à la question 3 qu'on traite, son rejet de la considération d'un démarqueur marginal (ex. : la couleur) pour distinguer un oiseau et un non-oiseau. Dans les réponses de l'individu aux questions qui correspondent aux figures 5.16a et 5.16e, selon sa réponse positive à la question 2, il considère que la taille du canari est la caractéristique qui aide à faire la distinction de cet animal et un non-oiseau et cette réponse est en contradiction avec sa réponse négative à la question 1. Les autres parties de cette figure, c'est-à-dire les figures 5.16b, 5.16c, 5.16d et 5.16f, concernent soit les réponses négatives de l'individu à la question 2 qu'on traite, soit ses réponses par rapport aux autres questions lorsque sa réponse à la question 2 n'est pas demandée. Or, on observe le changement du classement des membres de la catégorie d'oiseaux dans les figures 5.16a et 5.16e. Autrement dit, lorsque l'individu affirme qu'il considère le démarqueur marginal du prototype, (ex. : la taille du canari) pour distinguer cet animal d'un non-oiseau et que sa réponse est en contradiction avec sa réponse à la question 1, peu importe s'il y a ou pas une autre contradiction au niveau de ses réponses par rapport à l'autre démarqueur marginal pour l'ornithorynque (ex. : la couleur de cet animal) dans la question 4 par rapport à sa réponse à la question 3, l'analyse TOPSIS montre le changement du classement des membres de cette

catégorie, alors que lorsque cette inconsistance de ses croyances épistémiques n'est pas au niveau du prototype, le classement des membres de la catégorie en question ne change pas et il reste le même comme celui qu'on trouve avec l'analyse théorique. Les degrés d'appartenance des démarqueurs du prototype (le canari A) sont plus élevés que ceux du dernier membre de la catégorie en question (l'ornithorynque D). C'est pourquoi le prototype est plus susceptible que les autres membres de la catégorie, par exemple, le dernier membre de la catégorie, à déterminer le classement des membres de la catégorie.¹² Donc, l'inconsistance des croyances épistémiques au niveau du prototype peut changer le classement des membres de la catégorie, alors que si elles sont au niveau de l'ornithorynque on n'observe pas ce changement de classement est que l'inconsistance de ces croyances se trouve numériquement dans les données de la matrice de l'évaluation dans l'algorithme TOPSIS.

Il est important de noter que lorsque les valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux sont proches ou égales à celles du canari, par exemple, lorsque la matrice des données d'entrée est la suivante :

```
[0.9 0.9 0.9 0.9 0.9 0.9 0.2]
[0.5 0.9 0.9 0.9 0.5 0.2 0.2]
[0.2 0.9 0.9 0.9 0.5 0.2 0.2]
[0.2 0.5 0.9 0.5 0.2 0.2 0.2]
```

12. Lorsque l'individu affirme que la taille du canari l'aide à distinguer cet animal d'un non-oiseau (ex. : un mammifère), on considère le degré d'appartenance de 0.9 (dont la valeur est la moyenne de 0.8, 0.9 et 1.0) pour ce démarqueur de ce membre de la catégorie d'oiseaux. Lorsqu'il considère que la couleur de l'ornithorynque l'aide à le distinguer d'un non-oiseau, on considère le degré d'appartenance de 0.9 pour ce démarqueur de ce membre de cette catégorie. L'effet de cette première considération est plus élevé que celui de cette deuxième considération selon ce que j'ai expliqué dans la thèse. S'il ne considère pas l'un de ces démarqueurs pour la distinction de ces catégories, on considère le degré d'appartenance de 0.2 (dont la valeur est la moyenne de 0.1, 0.2 et 0.3) pour ce démarqueur du membre de la catégorie d'oiseaux.

ou la matrice suivante :

[0.9 0.9 0.9 0.9 0.9 0.9 0.2]

[0.5 0.9 0.9 0.9 0.5 0.2 0.2]

[0.2 0.9 0.9 0.9 0.5 0.2 0.2]

[0.2 0.5 0.9 0.5 0.2 0.2 0.9]

l'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu en ce qui concerne ses réponses aux questions 1 et 2 ou celles aux questions 1 et 2, 3 et 4 n'a pas d'impact sur le classement des membres de la catégorie en question. Donc, il faut que l'individu considère les degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie en question de manière différente pour que le classement des membres de cette catégorie change en fonction des inconsistances de ses croyances épistémiques.

5.4 Résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques

Comme expliqué dans la thèse, la résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques se fait à partir de la considération des réponses de l'individu aux questions traitées au niveau des démarqueurs des membres de la catégorie en question. Pour ce faire, il est nécessaire de faire des modifications au niveau de l'algorithme TOPSIS afin de l'adapter à l'évaluation théorique des démarqueurs. Ces modifications de cet algorithme sont requises puisqu'elles permettent de faire les ajustements au niveau des poids des démarqueurs marginaux pour que le logiciel considère leurs valeurs égales à zéro, c'est-à-dire les valeurs théoriques de ces poids pour la non-considération de ces démarqueurs dans la démarcation des catégories telle que j'ai expliqué plus haut dans la thèse.

Il est important de noter que le problème de la confusion de la catégorie en question, ex : la confusion de la catégorie d'oiseaux avec celle de mammifères, au

niveau de ses membres à part ses derniers membres ayant le moindre degré d'appartenance, qui se trouve en bas sur le tronc du modèle de l'arbre, concerne la considération de leurs démarqueurs marginaux dans la démarcation de la catégorie en question et des autres catégories. La première modification de l'algorithme TOPSIS au niveau des valeurs des poids des démarqueurs marginaux est pour résoudre ce problème. Un autre problème s'ajoute à celui-ci pour le dernier démarqueur de cette catégorie, c'est-à-dire l'ornithorynque, puisqu'il a les caractéristiques des mammifères et des reptiles à part celles des oiseaux, ce qui concerne le problème de la confusion des catégories. La deuxième modification dans l'algorithme TOPSIS concerne la disjonction floue pour résoudre ce problème.

Dans la section suivante, nous verrons les modifications à effectuer sur l'algorithme TOPSIS pour l'analyse et la résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques.

5.5 Les modifications de TOPSIS

Dans cette section, j'explique les modifications dans l'algorithme TOPSIS pour l'adapter à mieux déterminer l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'analyse des catégories.

1. La modification des poids

La première modification concerne la soustraction des poids avec les poids des démarqueurs marginaux. Comme on a vu plus haut dans la thèse, les démarqueurs marginaux, au contraire des autres démarqueurs, ont l'effet négatif dans la démarcation des catégories et puisqu'ils sont les caractéristiques en commun parmi les membres des différentes catégories, les individus peuvent par erreur les considérer pour la démarcation des catégories. Donc, la considération de ces démarqueurs peut produire la confusion des catégories. C'est pourquoi les poids des

démarqueurs marginaux doivent être zéro, alors que le démarqueur fort et les démarqueurs faibles doivent avoir les poids non zéro, puisqu'ils ont l'effet dans la démarcation des catégories et leurs poids doivent être considérés dans l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques. Or, l'algorithme TOPSIS ne considère pas de différence au niveau des poids des démarqueurs des membres de la catégorie qu'on analyse. Puisque les poids des démarqueurs marginaux doivent être zéro, la mise à zéro de l'ensemble des poids des démarqueurs marginaux est requise dans cet algorithme.

Comment faire cette modification dans l'algorithme TOPSIS ?

En ajoutant les lignes suivantes dans la première étape du code de TOPSIS :

$$weight_matrix[self.column_size - 1] = 0 \quad (5.41)$$

$$weight_matrix[self.column_size - 2] = 0 \quad (5.42)$$

Mon logiciel considère la valeur zéro pour les données d'entrée des deux dernières colonnes de la matrice des données qui correspondent aux degrés d'appartenance des démarqueurs marginaux de la taille et de la couleur des membres de la catégorie d'oiseaux. Donc, même si une valeur non zéro est attribuée aux poids des données de ces colonnes dans cette matrice, puisqu'en indiquant ces deux lignes dans le code de TOPSIS, on demande au système de considérer la valeur zéro pour ces poids, cette valeur sera considérée et donc, on obtient les mêmes résultats que lorsqu'on fait l'analyse théorique. Donc, nous aurions :

La matrice de l'évaluation des données d'entrée de TOPSIS :

```
[0.9 0.9 0.9 0.7 0.7 0.9 0.9]
[0.9 0.7 0.9 0.5 0.7 0.9 0.5]
[0.55 0.9 0.5 0.5 0.5 0.5 0.7]
```

[0.2 0.35 0.5 0.5 0.2 0.2 0.2]

La matrice de données dans la sortie de TOPSIS :

[0.9 0.9 0.9 0.7 0.7 0.9 0.9]

[0.9 0.7 0.9 0.5 0.7 0.9 0.5]

[0.55 0.9 0.5 0.5 0.5 0.5 0.7]

[0.2 0.35 0.5 0.5 0.2 0.2 0.2]

Le tableau 5.8 présente les valeurs de d_i^* , d_i^- , CC_i et le classement des membres de la catégorie d'oiseaux.¹³

D_T ou la distance théorique du prototype par rapport à la solution idéale négative :

$$D_T = 0.183$$

La figure 5.17 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

2. La modification des sommes des degrés d'appartenance

L'algorithme TOPSIS fait les calculs des sommes des degrés d'appartenance des démarqueurs. Cependant, il ne fait pas ces calculs à partir de la disjonction floue

13. Le classement présenté est à partir du meilleur candidat au pire candidat. Le classement à partir du pire candidat au meilleur candidat sera l'inverse de ce premier, c'est-à-dire le classement suivant : [4, 3, 2, 1].

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.000	0.183	1.000	1
C-2	0.039	0.174	0.818	2
C-3	0.090	0.113	0.556	3
C-4	0.183	0.000	0.000	4

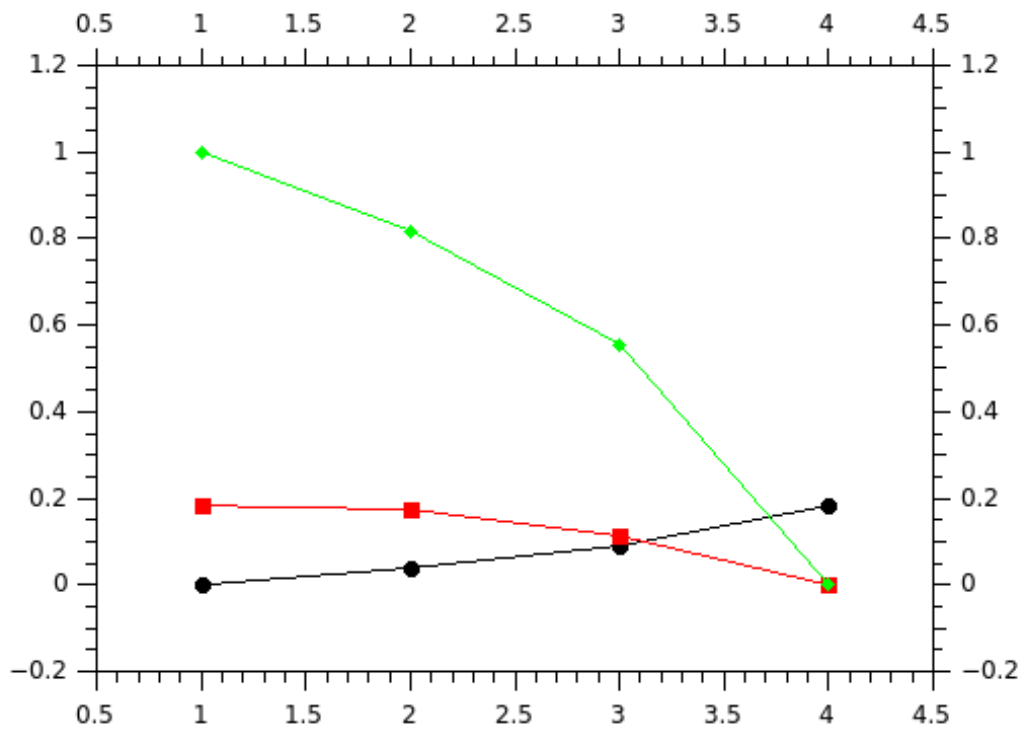


Figure 5.17: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse théorique de l'inconsistance des croyances épistémiques avec TOPSIS modifié

de Łukasiewicz. Donc, j'ai fait entrer cette disjonction dans cet algorithme pour déterminer les valeurs des sommes des démarqueurs à partir de leur disjonction floue. Cette modification dans cet algorithme a rendu mon logiciel capable de prendre la décision de façon automatique.

Comment faire cette modification dans l'algorithme TOPSIS ?

Les degrés d'appartenance de la taille et de la couleur de l'ornithorynque en tant qu'un mammifère sont 0.2 et 0.2. On considère les mêmes degrés d'appartenance pour ces démarqueurs des membres des autres catégories de non-oiseaux.¹⁴ En ajoutant l'un des degrés d'appartenance de ces démarqueurs marginaux pour l'ornithorynque et pour le membre d'une autre catégorie de non-oiseaux, on vérifie si la somme de ces valeurs sera plus petite ou plus grande que 1. Si la somme est plus petite que 1, on considère cette somme, sinon on considère 1. Donc, cette modification dans mon logiciel sur l'algorithme TOPSIS inclut les lignes suivantes :

```
self.evaluation_matrix[self.row_size-1][self.column_size-2] =
self.evaluation_matrix[self.row_size-1][self.column_size-2] + 0.2

self.evaluation_matrix[self.row_size-1][self.column_size-1] =
self.evaluation_matrix[self.row_size-1][self.column_size-1] + 0.2

if self.evaluation_matrix[self.row_size-1][self.column_size-2]>1 :
self.evaluation_matrix[self.row_size-1][self.column_size-2]=1
```

14. Lorsque l'individu affirme que non seulement la taille mais aussi la couleur de l'ornithorynque l'aide à distinguer cet animal d'un membre d'une autre catégorie, on considère le degré d'appartenance de 0.9 (dont la valeur est la moyenne de 0.8, 0.9 et 1.0) pour chacun de ces démarqueurs de ce membre de la catégorie d'oiseaux et on les ajoute aux degrés d'appartenance de la taille et de la couleur d'un membre de la catégorie de non-oiseaux. Dans ce cas, on aura la somme suivante : $0.9 + 0.9 + 0.2 + 0.2 = 2.2$, car on aura 0.9 (pour la taille de l'ornithorynque) + 0.9 (pour la couleur de l'ornithorynque) + 0.2 (pour la taille du membre de la catégorie des non-oiseaux) + 0.2 (pour la couleur du membre de la catégorie des non-oiseaux). Puisque cette somme donne la valeur de 2.2, ce qui est plus grand que 1, la modification de TOPSIS fait que mon logiciel considère la valeur de 1 pour l'ensemble de ces deux démarqueurs de l'ornithorynque et ceux du membre de la catégorie des non-oiseaux dans la sortie selon la disjonction floue de Łukasiewicz.

```

if self.evaluation_matrix[self.row_size-1][self.column_size-1]>1 :
self.evaluation_matrix[self.row_size-1][self.column_size-1]=1

```

ou en ajoutant une nouvelle définition dans laquelle les lignes suivantes y apparaissent :

```

def last_columns(evaluation_matrix, weights,criterias) :
column_size=len(evaluation_matrix[0])
row_size=len(evaluation_matrix)
evaluation_matrix[row_size-1][column_size-2] =
evaluation_matrix[row_size-1][column_size-2] + 0.2
evaluation_matrix[row_size-1][column_size-1] =
evaluation_matrix[row_size-1][column_size-1] + 0.2

```

et en ajoutant les lignes suivantes de la disjonction de Łukasiewicz dans mon logiciel,

```

if evaluation_matrix[row_size-1][column_size-2] > 1 :
evaluation_matrix[row_size-1][column_size-2] = 1 if evaluation_matrix[row_size-1][column_size-1] > 1 :
evaluation_matrix[row_size-1][column_size-1] = 1

```

j'ai analysé les sorties de TOPSIS pour déterminer dans quelle situation l'individu confond la catégorie d'oiseaux et celle de mammifères.

Si l'individu considère correctement que ni taille ni la couleur ne l'aident pas à distinguer un oiseau d'un non-oiseau, les données dans les deux dernières colonnes (c'est-à-dire les colonnes de la taille et de la couleur) et dans la dernière rangée de la matrice des données dite la matrice de l'évaluation (c'est-à-dire pour le 4^{me} membre de la catégorie d'oiseaux ou l'ornithorynque) sont les suivantes :

0.2

0.2

La somme de cette valeur avec le degré d'appartenance de ces démarqueurs de cet animal dans la catégorie de mammifères dont la valeur est 0.2 sera :

$0.2 + 0.2 = 0.4$, ce qui est inférieur à 1.0. Donc, selon la disjonction de Łukasiewicz, la valeur de 0.4 est considérée pour cette somme, alors que si l'individu considère faussement que la taille et la couleur l'aident à distinguer un oiseau d'un non-oiseau, les données dans les deux dernières colonnes (c'est-à-dire les colonnes de la taille et de la couleur) et dans la dernière rangée de la matrice des données dite la matrice de l'évaluation (c'est-à-dire pour le 4^{me} membre de la catégorie d'oiseaux ou l'ornithorynque) sont les suivantes :

0.9

0.9

La somme de cette valeur avec le degré d'appartenance de ces démarqueurs de cet animal dans la catégorie de mammifères dont la valeur est 0.5 sera :

$0.9 + 0.2 = 1.1$, ce qui est supérieur à 1.0. Donc, selon la disjonction de Łukasiewicz, la valeur de 1.0 est considérée pour cette somme.

Dans le cas de la première modification dans l'algorithme TOPSIS, nous aurions :

La matrice de l'évaluation des données d'entrée de TOPSIS :

[0.9 0.9 0.9 0.7 0.7 0.9 0.9]

[0.9 0.7 0.9 0.5 0.7 0.9 0.5]

[0.55 0.9 0.5 0.5 0.5 0.5 0.7]

[0.2 0.35 0.5 0.5 0.2 0.2 0.2]

Nous aurions les résultats suivants :

La matrice de données dans la sortie de TOPSIS :

[0.9 0.9 0.9 0.7 0.7 0.9 0.9]

[0.9 0.7 0.9 0.5 0.7 0.9 0.5]
 [0.55 0.9 0.5 0.5 0.5 0.5 0.7]
 [0.2 0.35 0.5 0.5 0.2 0.4 0.4]

Dans la sortie du logiciel développé incluant l'algorithme de TOPSIS avec la deuxième modification que nous avons présentée dans cette thèse, nous avons observé le changement des valeurs 0.2 pour les deux derniers degrés d'appartenance des démarqueurs marginaux de taille et de couleur dans la dernière rangée de la première matrice présentée ci-dessus, c'est-à-dire dans la matrice des données d'entrée de TOPSIS, qui appartiennent à l'ornithorynque, aux valeurs 0.4 de ces paramètres dans la deuxième matrice présentée ci-dessus, c'est-à-dire dans la matrice de la sortie. Ce changement est dû à la disjonction de Łukasiewicz suite aux calculs de la sommation des valeurs de ces degrés d'appartenance avec celles des degrés d'appartenance des mêmes démarqueurs marginaux d'un membre de la catégorie de mammifères, que le logiciel les considère égales à 0.2. Puisque cette sommation de 0.2 et 0.2 donne une valeur inférieure à 1.0, le logiciel montre la valeur de la sommation, c'est-à-dire celle de 0.4, dans la sortie de TOPSIS suite à la disjonction de Łukasiewicz, ce qui est un indice que l'individu ne confond pas les deux catégories d'oiseaux et de mammifères.

Le tableau 5.8 présente les valeurs de d_i^* , d_i^- , CC_i et le classement des membres de la catégorie d'oiseaux.¹⁵

D_E ou la distance expérimentale du prototype par rapport à la solution idéale négative :

$$D_E = 0.136$$

15. Le classement présenté est à partir du meilleur candidat au pire candidat. Le classement à partir du pire candidat au meilleur candidat sera l'inverse de ce premier, c'est-à-dire le classement suivant : [4, 3, 1, 2].

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.066	0.136	0.672	2
C-2	0.054	0.135	0.713	1
C-3	0.074	0.093	0.559	3
C-4	0.136	0.067	0.328	4

La figure 5.18 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

La disjonction de Łukasiewicz fait que le classement des membres de la catégorie est affecté et que le prototype perd sa première place dans ce classement tel que présenté dans le tableau 5.8.

Dans le cas de la deuxième modification dans l'algorithme TOPSIS, nous aurions :
La matrice de l'évaluation des données d'entrée de TOPSIS :

[0.9 0.9 0.9 0.7 0.7 0.9 0.9]
 [0.9 0.7 0.9 0.5 0.7 0.9 0.5]
 [0.55 0.9 0.5 0.5 0.5 0.5 0.7]
 [0.2 0.35 0.5 0.5 0.2 0.9 0.9]

Nous aurions les résultats suivants :

La matrice de données dans la sortie de TOPSIS :

[0.9 0.9 0.9 0.7 0.7 0.9 0.9]

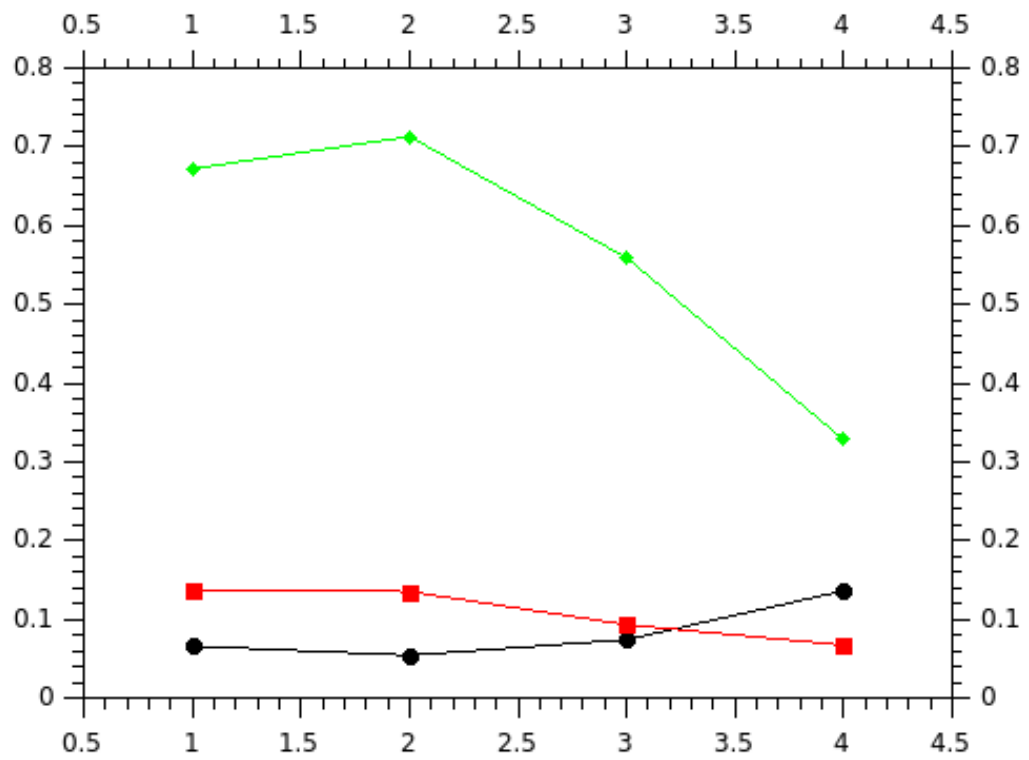


Figure 5.18: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la première analyse de la confusion des catégories avec TOPSIS modifié

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.044	0.137	0.756	2
C-2	0.042	0.136	0.765	1
C-3	0.069	0.095	0.580	3
C-4	0.147	0.000	0.000	4

[0.9 0.7 0.9 0.5 0.7 0.9 0.5]

[0.55 0.9 0.5 0.5 0.5 0.5 0.7]

[0.2 0.35 0.5 0.5 0.2 1.0 1.0]

Dans la sortie du logiciel développé incluant l'algorithme de TOPSIS avec la deuxième modification que nous avons présentée dans cette thèse, nous avons observé le changement des valeurs 0.9 pour les deux derniers degrés d'appartenance des démarqueurs marginaux de taille et de couleur dans la dernière rangée de la première matrice présentée ci-dessus, c'est-à-dire dans la matrice des données d'entrée de TOPSIS, qui appartiennent à l'ornithorynque, aux valeurs 1.0 de ces paramètres dans la deuxième matrice présentée ci-dessus, c'est-à-dire dans la matrice de la sortie. Ce changement est dû à la disjonction de Łukasiewicz suite aux calculs de la sommation des valeurs de ces degrés d'appartenance avec celles des degrés d'appartenance des mêmes démarqueurs marginaux d'un membre de la catégorie de mammifères, que le logiciel les considère égales à 0.2. Puisque cette sommation de 0.9 et 0.2 donne une valeur supérieure à 1.0, le logiciel montre la valeur 1.0 dans la sortie de TOPSIS suite à la disjonction de Łukasiewicz, ce qui est un indice que l'individu confond les deux catégories d'oiseaux et de mammifères.

D_E ou la distance expérimentale du prototype par rapport à la solution idéale négative :

$$D_E = 0.137$$

La figure 5.19 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette

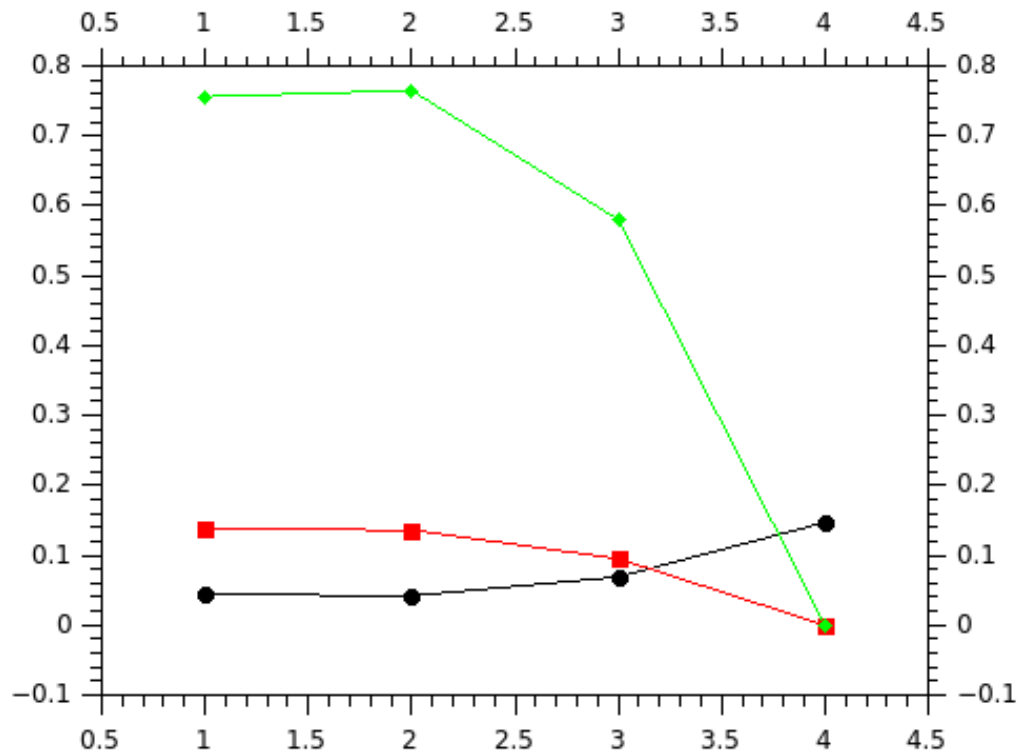


Figure 5.19: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour la deuxième analyse de la confusion des catégories avec TOPSIS modifié

figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

Donc, en observant la valeur de 1.0 dans la sortie de TOPSIS dans la matrice

de données dite la matrice de l'évaluation pour les deux derniers démarqueurs de taille et de couleur du quatrième membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire l'ornithorynque, on conclut que l'individu confond cette catégorie avec celle de mammifères pour ce candidat.

Analyse de la confusion de trois catégories avec TOPSIS :

Nous avons vu dans la section 3.2 que la considération des branchements à deux côtés de l'arbre représentant la catégorie dans le modèle de l'arbre permet de comparer la probabilité du croisement d'une catégorie (ex. : oiseaux) avec celles des autres catégories (ex. : mammifères et reptiles) à partir de la comparaison des longueurs des branches à deux côtés de l'arbre au milieu (ex. : oiseaux). Dans cette partie de la thèse, nous analysons l'impact des branchements de l'arbre et de la longueur des branches à partir du modèle de l'arbre dans les analyses numériques sur les valeurs de la disjonction de Łukasiewicz avec TOPSIS pour déterminer les sorties de cet algorithme pour l'analyse de la confusion de ces trois catégories.

Puisque le nombre de démarqueurs détermine la longueur de la branche et que cette deuxième détermine la probabilité du croisement des catégories dans le modèle de l'arbre, la considération de plus de démarqueurs pour un des membres de la catégorie d'oiseaux lors de sa distinction de la catégorie de mammifères par rapport à la considération du même membre de la catégorie d'oiseaux avec la catégorie de reptiles fait que le nombre de démarqueurs sur la branche droite du membre considéré de la catégorie d'oiseaux sera plus que celui sur la branche gauche de ce membre de cette catégorie et donc, la longueur de la branche à droite pour la catégorie d'oiseaux pour le membre considéré sera plus que celle de la branche à gauche pour cette catégorie. Il s'en suit que selon le modèle de l'arbre, la probabilité du croisement de la catégorie d'oiseaux avec la catégorie de mammifères pour le membre considéré sera plus grande que celle du croisement de la catégorie d'oiseaux avec la catégorie de reptiles.

Dans le chapitre 3, nous avons considéré les différents ratios des longueurs des branches à deux côtés de l'arbre au milieu dans le modèle de l'arbre qui représente la catégorie d'oiseaux pour déterminer les changements de ses probabilités de croisement avec les arbres de droite et de gauche, qui représentent les catégories de mammifères et de reptiles, respectivement. Puisque les démarqueurs marginaux de taille et de couleur se trouvent dans la zone du croisement des catégories et que ces démarqueurs, plutôt que les autres démarqueurs, ont l'effet dans la confusion des catégories, le ratio de $L_1/L_2 = 5/4$ nous intéresse plutôt que les autres ratios des longueurs des branches des arbres qui représentent les catégories dans le modèle de l'arbre. Donc, dans la suite de la thèse, nous considérons les valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs de taille et de couleur de l'ornithorynque, puisque lorsque l'individu considère cet animal par erreur comme oiseau en raison de ces caractéristiques communes avec les oiseaux (ex. : pondre des œufs, avoir un bec, avoir des ailes), on le considère comme le dernier membre de la catégorie d'oiseaux, avec le moindre degré d'appartenance à cette catégorie, et dans le modèle de l'arbre, il se trouve en bas sur le tronc de l'arbre qui représente la catégorie d'oiseaux.

Nous utilisons ici la méthode TOPSIS avec sa deuxième modification que nous avons présentée et utilisée dans les analyses numériques précédentes pour l'analyse de la confusion de deux catégories (oiseaux et mammifères) et nous y ajoutons l'analyse numérique de la confusion de la catégorie d'oiseaux avec celle de reptiles.

Analyse de l'impact de la branche de droite de l'arbre représentant la catégorie d'oiseaux pour l'ornithorynque sur sa confusion avec la catégorie de mammifères : Si l'individu considère par erreur que la taille et la couleur l'aident à distinguer un animal ayant les caractéristiques d'oiseaux (ex. : l'ornithorynque) et un autre mammifère, nous aurions la matrice de données suivante dans la sortie de TOPSIS puisque cet algorithme selon la deuxième modification que nous y avons faite

à partir de la formule de la disjonction de Łukasiewicz, fera la somme de la valeur de 0.9 pour les degrés d'appartenance des démarqueurs marginaux de la taille et de la couleur de la catégorie d'oiseaux avec la valeur de 0.2 pour les degrés d'appartenance de ces démarqueurs de la catégorie de mammifères dont la somme sera égale à 1 pour l'ornithorynque selon la disjonction de Łukasiewicz :

La matrice de l'évaluation des données d'entrée de TOPSIS :

```
[0.9 0.9 0.9 0.7 0.7 0.9 0.9]
[0.9 0.7 0.9 0.5 0.7 0.9 0.5]
[0.55 0.9 0.5 0.5 0.5 0.5 0.7]
[0.2 0.35 0.5 0.5 0.2 0.9 0.9]
```

La matrice de données dans la sortie de TOPSIS :

```
[0.9 0.9 0.9 0.7 0.7 0.9 0.9]
[0.9 0.7 0.9 0.5 0.7 0.9 0.5]
[0.55 0.9 0.5 0.5 0.5 0.5 0.7]
[0.2 0.35 0.5 0.5 0.2 1.0 1.0]
```

Dans la sortie du logiciel développé incluant l'algorithme de TOPSIS avec la deuxième modification que nous avons présentée dans cette thèse, nous avons observé le changement des valeurs 0.9 pour les deux derniers degrés d'appartenance des démarqueurs marginaux de taille et de couleur dans la dernière rangée de la première matrice présentée ci-dessus, c'est-à-dire dans la matrice des données d'entrée de TOPSIS, qui appartiennent à l'ornithorynque, aux valeurs 1.0 de ces paramètres dans la deuxième matrice présentée ci-dessus, c'est-à-dire dans la matrice de la sortie. Ce changement est dû à la disjonction de Łukasiewicz suite aux calculs de la sommation des valeurs de ces degrés d'appartenance avec celles des degrés d'appartenance des mêmes démarqueurs marginaux d'un membre de la

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.044	0.137	0.756	2
C-2	0.042	0.136	0.765	1
C-3	0.069	0.095	0.580	3
C-4	0.147	0.000	0.000	4

catégorie de mammifères, que le logiciel les considère égales à 0.2. Puisque cette sommation de 0.9 et 0.2 donne une valeur supérieure à 1.0, le logiciel montre la valeur 1.0 dans la sortie de TOPSIS suite à la disjonction de Łukasiewicz, ce qui est un indice que l'individu confond les deux catégories d'oiseaux et de mammifères.

Dans ce cas, les valeurs de la sortie de TOPSIS sont les mêmes que celle qui ont été présentées dans le tableau 5.8. Nous les présentons dans le tableau ci-dessus :

D_E ou la distance expérimentale du prototype par rapport à la solution idéale négative (d_i^-) :

$$D_E = 0.137$$

La figure 5.20 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

Analyse de l'impact de la branche de gauche de l'arbre représentant la catégorie d'oiseaux pour l'ornithorynque sur sa confusion avec la catégorie de reptiles :

Si l'individu considère par erreur que soit la taille soit la couleur l'aide à distinguer

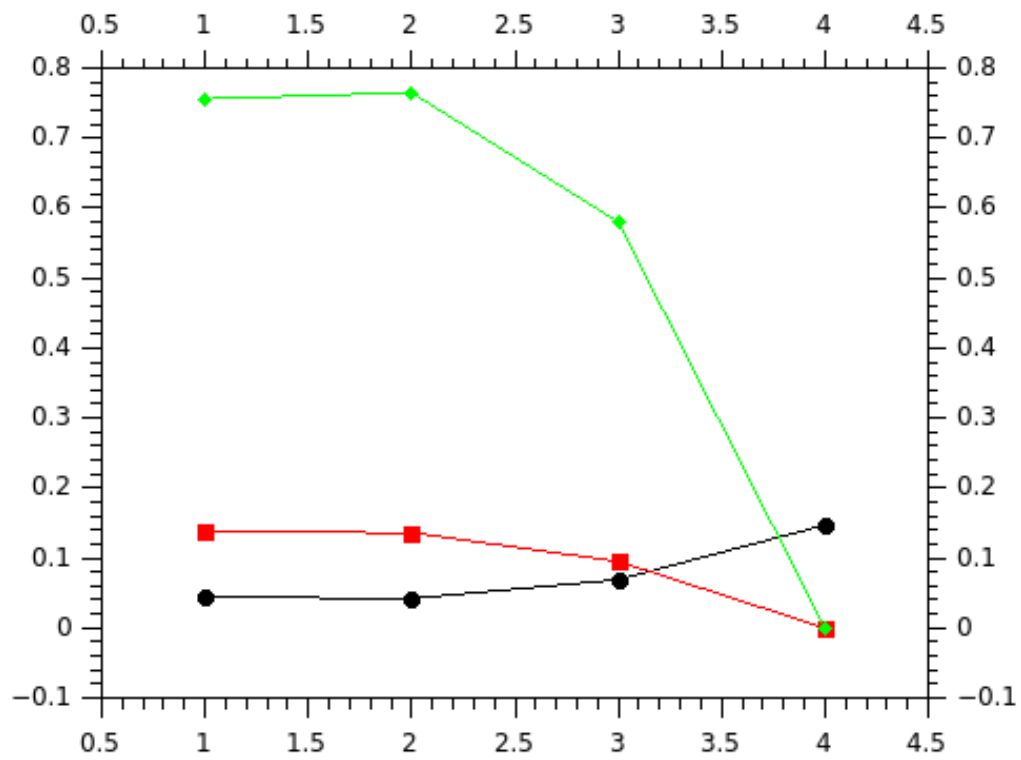


Figure 5.20: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse de la confusion des catégories d'oiseaux et de mammifères

un animal ayant les caractéristiques d'oiseaux (ex. : l'ornithorynque) et un reptile, nous aurions la matrice de données suivante dans la sortie de TOPSIS puisque cet algorithme selon la deuxième modification que nous y avons faite à partir de la formule de la disjonction de Łukasiewicz, fera la somme de la valeur de 0.9 pour le degré d'appartenance d'un des démarqueurs marginaux de la taille ou de la couleur de la catégorie d'oiseaux avec la valeur de 0.2 pour le degré d'appartenance de l'un de ces démarqueurs de la catégorie de reptiles dont la somme sera égale à 1 pour l'ornithorynque selon la disjonction de Łukasiewicz. En ce qui concerne le degré d'appartenance du deuxième démarqueur de taille ou de couleur de la catégorie d'oiseaux pour l'ornithorynque, la valeur de 0.4 sera considérée pour la somme des degrés d'appartenance de 0.2 pour la catégorie d'oiseaux et de 0.2 pour la catégorie de reptiles. Donc, nous aurions la matrice de données suivante dans la sortie de TOPSIS dans laquelle la somme des degrés d'appartenance de la catégorie d'oiseaux et de reptiles sera égale à 0.4 pour le démarqueur de taille et elle sera égale à 1.0 pour le démarqueur de couleur pour l'ornithorynque :

La matrice de l'évaluation des données de l'entrée de TOPSIS :

```
[0.9 0.9 0.9 0.7 0.7 0.9 0.9]
[0.9 0.7 0.9 0.5 0.7 0.9 0.5]
[0.55 0.9 0.5 0.5 0.5 0.5 0.7]
[0.2 0.35 0.5 0.5 0.2 0.2 0.9]
```

La matrice de la sortie de TOPSIS :

```
[0.9 0.9 0.9 0.7 0.7 0.9 0.9]
[0.9 0.7 0.9 0.5 0.7 0.9 0.5]
[0.55 0.9 0.5 0.5 0.5 0.5 0.7]
[0.2 0.35 0.5 0.5 0.2 0.4 1.0]
```

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.150	0.133	0.471	2
C-2	0.000	0.200	1.000	4
C-3	0.133	0.150	0.529	3
C-4	0.102	0.151	0.596	1

Dans cette analyse, nous considérons la première situation dans laquelle les valeurs des degrés d'appartenance du démarqueur de taille et de la couleur de l'ornithorynque dans la matrice de l'évaluation des données de l'entrée de TOPSIS sont de 0.2 et 0.9, respectivement, puisque l'individu considère seulement la couleur de cet animal dans sa distinction avec la catégorie de reptiles.

Dans la sortie du logiciel développé, nous avons observé le changement des valeurs 0.2 et 0.9 pour les deux derniers degrés d'appartenance des démarqueurs marginaux de taille et de couleur dans la dernière rangée de la première matrice présentée ci-dessus, c'est-à-dire dans la matrice des données d'entrée de TOPSIS, qui appartiennent à l'ornithorynque, aux valeurs 0.4 et 1.0 de ces paramètres dans la deuxième matrice présentée ci-dessus, c'est-à-dire dans la matrice de la sortie. Ce changement est dû à la disjonction de Łukasiewicz suite aux calculs de la sommation des valeurs de ces degrés d'appartenance avec celles des degrés d'appartenance des mêmes démarqueurs marginaux d'un membre de la catégorie de reptiles, que le logiciel les considère égales à 0.2. Puisque cette sommation de 0.9 et 0.2 donne une valeur supérieure à 1.0, le logiciel montre la valeur 1.0 dans la sortie de TOPSIS suite à la disjonction de Łukasiewicz, ce qui est un indice que l'individu confond les deux catégories d'oiseaux et de reptiles.

Dans ce cas, les valeurs de la sortie de TOPSIS seront les mêmes que celles qui ont été présentées dans le tableau 5.8. Nous les présentons dans le tableau suivant :

D_E ou la distance expérimentale du prototype par rapport à la solution idéale négative (d_i^-) :

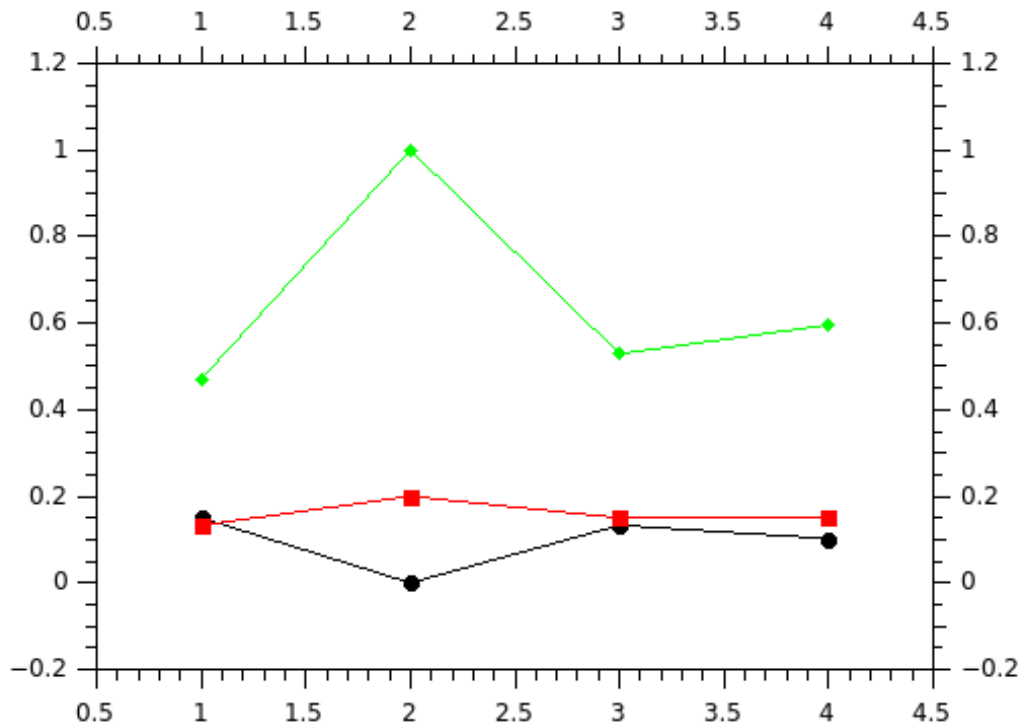


Figure 5.21: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse de la confusion des catégories d'oiseaux et de reptiles (première situation)

$$D_E = 0.133$$

La figure 5.21 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

Nous pourrions également avoir la matrice suivante dans la sortie de TOPSIS dans laquelle la somme des degrés d'appartenance de la catégorie d'oiseaux et de reptiles sera égale à 1.0 pour le démarqueur de la taille et elle sera égale à 0.4 pour le démarqueur de couleur pour l'ornithorynque : La matrice de l'évaluation des données d'entrée de TOPSIS :

```
[0.9 0.9 0.9 0.7 0.7 0.9 0.9]
[0.9 0.7 0.9 0.5 0.7 0.9 0.5]
[0.55 0.9 0.5 0.5 0.5 0.5 0.7]
[0.2 0.35 0.5 0.5 0.2 0.9 0.2]
```

La matrice de données dans la sortie de TOPSIS :

```
[0.9 0.9 0.9 0.7 0.7 0.9 0.9]
[0.9 0.7 0.9 0.5 0.7 0.9 0.5]
[0.55 0.9 0.5 0.5 0.5 0.5 0.7]
[0.2 0.35 0.5 0.5 0.2 1.0 0.4]
```

Dans cette analyse, nous considérons la deuxième situation dans laquelle les valeurs des degrés d'appartenance du démarqueur de la taille et de la couleur de l'ornithorynque dans la matrice de l'évaluation des données de l'entrée de TOPSIS sont de 0.9 et 0.2, respectivement, puisque l'individu considère seulement la taille de cet animal dans sa distinction avec la catégorie de reptiles.

Dans la sortie du logiciel développé, nous avons observé le changement des valeurs 0.9 et 0.2 pour les deux derniers degrés d'appartenance des démarqueurs marginaux de taille et de couleur dans la dernière rangée de la première matrice présentée ci-dessus, c'est-à-dire dans la matrice des données d'entrée de TOPSIS, qui appartiennent à l'ornithorynque, aux valeurs 1.0 et 0.4 de ces paramètres dans la deuxième matrice présentée ci-dessus, c'est-à-dire dans la matrice de la

Candidat	d_i^*	d_i^-	CC_i	Classement
C-1	0.150	0.133	0.471	2
C-2	0.000	0.200	1.000	4
C-3	0.133	0.150	0.529	3
C-4	0.102	0.151	0.596	1

sortie. Ce changement est dû à la disjonction de Łukasiewicz suite aux calculs de la sommation des valeurs de ces degrés d'appartenance avec celles des degrés d'appartenance des mêmes démarqueurs marginaux d'un membre de la catégorie de reptiles, que le logiciel les considère égales à 0.2. Puisque cette sommation de 0.9 et 0.2 donne une valeur supérieure à 1.0, le logiciel montre la valeur 1.0 dans la sortie de TOPSIS suite à la disjonction de Łukasiewicz, ce qui est un indice que l'individu confond les deux catégories d'oiseaux et de reptiles.

Dans ce cas, les valeurs de la sortie de TOPSIS seront les mêmes que celle qui ont été présentées dans le tableau 5.8. Nous les présentons dans le tableau suivant :

D_E ou la distance expérimentale du prototype par rapport à la solution idéale négative (d_i^-) :

$$D_E = 0.133$$

La figure 5.22 présente la variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i . Dans cette figure, la ligne noire, la ligne rouge et la ligne verte correspondent à d_i^* , d_i^- et CC_i , respectivement. La sortie du premier membre de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire celle du prototype ou de C-1, se trouve à l'extrémité gauche sur chaque ligne, la deuxième donnée à côté de C-1 au milieu de chaque ligne correspond au deuxième membre de cette catégorie ou C-2, la donnée suivante au milieu de chaque ligne concerne le troisième membre de cette catégorie ou C-3, et la quatrième donnée à l'extrémité droite sur chaque ligne correspond au quatrième membre de cette catégorie ou C-4, respectivement.

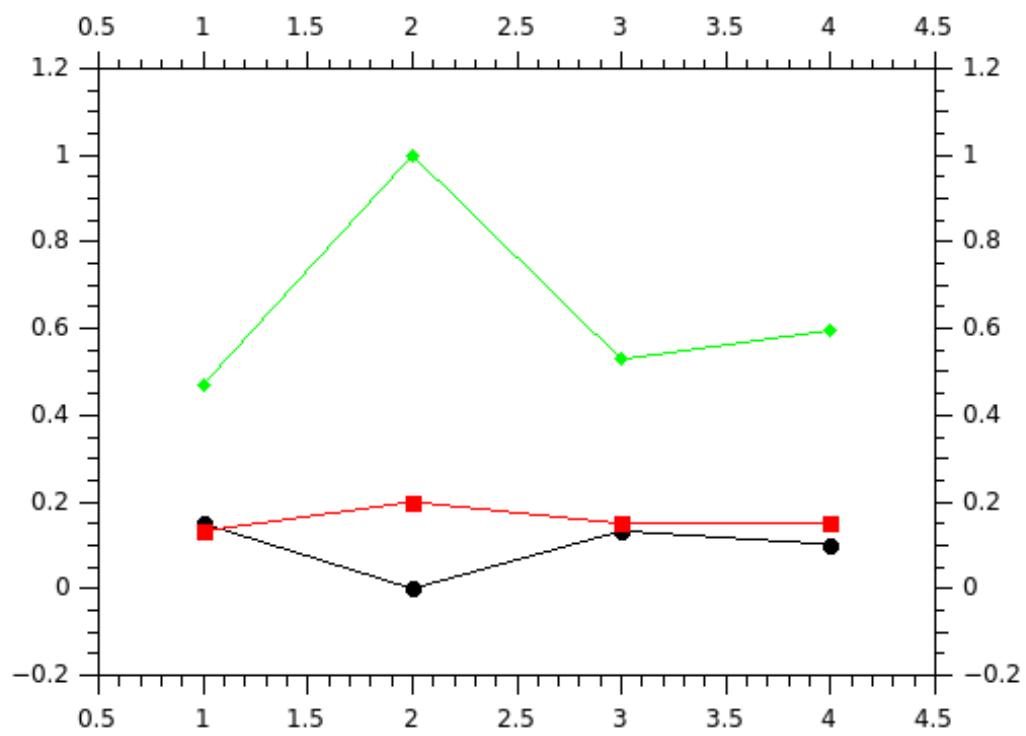


Figure 5.22: La variation des paramètres d_i^* , d_i^- et CC_i pour l'analyse de la confusion des catégories d'oiseaux et de reptiles (deuxième situation)

Puisque les mêmes valeurs se trouvent dans la sortie de TOPSIS pour les deux dernières évaluations de l'impact des branchements à gauche de l'arbre représentant la catégorie d'oiseaux pour l'analyse de sa confusion avec l'arbre de gauche (la catégorie de reptiles), nous concluons que l'ordre des degrés d'appartenance de la taille et de la couleur ayant les valeurs de 0.4 et 1.0 ne change pas le classement des membres de la catégorie d'oiseaux.

Ces analyses ont aussi montré que lorsque l'individu considère que le même nombre des démarqueurs l'aide pour la distinction de la catégorie d'oiseaux et de la catégorie de mammifères et aussi pour la distinction de cette première catégorie et de la catégorie de reptiles, la sortie du modèle de l'arbre, c'est-à-dire la valeur de la probabilité du croisement des catégories, et la sortie de TOPSIS, c'est-à-dire les valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs de la catégorie d'oiseaux, les distances des membres de cette catégorie par rapport à leurs solutions idéales ainsi que le classement des membres de la catégorie en question, sont affectées par cette considération. De même, lorsque l'individu considère que le nombre des démarqueurs qui l'aide pour la distinction de la catégorie d'oiseaux et de la catégorie de reptiles n'est pas identique avec celui des démarqueurs pour la distinction de cette première catégorie et la catégorie de reptiles, les valeurs de la sortie du modèle de l'arbre et de TOPSIS sont différentes que celles de sa première considération.

Nous avons vu dans la formule de la probabilité du croisement des catégories dans la section 3.2 que le nombre de démarqueurs détermine la longueur des branches dans le modèle de l'arbre. Donc, la différence du nombre de démarqueurs à considérer dans la distinction des catégories, qui correspond à une différente considération des longueurs des branches dans le modèle de l'arbre, affecte les sorties de ce modèle et de TOPSIS. Autrement dit, la considération de différentes longueurs de branches à deux côtés de l'arbre qui représente la catégorie d'oiseaux dans le modèle de l'arbre, à partir d'une différente considération de démarqueurs

qui détermine ce paramètre, affecte les valeurs de la sortie de TOPSIS, c'est-à-dire les valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs ainsi que les distances des membres de cette catégorie par rapport à leurs solutions idéales, ce qui affecte le classement des membres de la catégorie en question. Dans l'ensemble de ces considérations de l'individu, puisque la valeur de la probabilité du croisement des catégories augmente en augmentant le nombre de démarqueurs sur la branche de l'arbre et donc en augmentant la longueur de branches, cette augmentation du risque de la confusion des catégories s'observe avec la valeur de 1 qu'on obtient dans la sortie de TOPTIS avec la formule de la disjonction de Łukasiewicz utilisée dans l'algorithme modifié.

5.6 Évaluation et discussion

Nous avons vu que la méthode TOPSIS a été capable d'analyser numériquement les effets de la contradiction des réponses aux questions traitées dans l'étude de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'analyse des catégories. Nous avons aussi vu que la méthode TOPSIS modifiée a été capable de faire les tâches souhaitées, c'est-à-dire mettre à zéro des valeurs des poids des démarqueurs marginaux des membres de la catégorie d'oiseaux et faire l'analyse numérique de la confusion des catégories à partir des calculs de la disjonction de Łukasiewicz. L'évaluation de l'algorithme de TOPSIS et de TOPSIS modifié a été faite en trois étapes :

1. l'évaluation de TOPSIS sur les résultats des études précédentes Nous avons fait l'évaluation du code de TOPSIS utilisé dans cette thèse. Cette évaluation a donné les mêmes résultats que ceux qui ont été obtenus dans les études précédentes et le logiciel développé a montré le fonctionnement correct du code de TOPSIS (voir l'annexe D).

2. l'évaluation de TOPSIS pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques

Nous avons vu dans la section 5.3 que la contradiction des croyances épistémiques à partir des réponses aux questions traitées peut causer le problème de la confusion des catégories. Les résultats de l'utilisation du logiciel développé tel que présenté dans la thèse ont montré que les valeurs de la sortie de TOPSIS en vue du classement des membres de la catégorie analysée sont affectées avec la disjonction des degrés d'appartenance des membres de la catégorie d'oiseaux.

3. l'évaluation de TOPSIS modifié

L'évaluation de TOPSIS avec la première modification :

Comme nous avons vu dans la section 5.5, la première modification de TOPSIS a été effectuée sur les valeurs des poids des deux dernières colonnes de la matrice de l'évaluation pour que les deux démarqueurs marginaux de la taille et de la couleur ne soient pas considérés dans la distinction des catégories d'oiseaux, de mammifères et de reptiles. Cette modification a été faite pour ne pas avoir besoin de faire entrer les valeurs zéro de ces poids dans la matrice des poids dans TOPSIS.

La première modification de TOPSIS sur les poids des deux dernières colonnes de la matrice de l'évaluation pour les rendre zéro a donné les mêmes résultats numériques avec l'algorithme modifié qu'avec l'algorithme non modifié (voir les tableaux des pages 219 et 268). Comme nous avons vu, cette modification a été requise pour effectuer l'analyse théorique des données pour que les deux démarqueurs marginaux de la taille et de la couleur ne soient pas considérés dans la distinction des catégories d'oiseaux, de mammifères et de reptiles. Cette modification dans cet algorithme a aidé pour que le logiciel fasse l'analyse théorique des données sans avoir besoin de notre intervention pour déterminer les valeurs des poids des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie analysée.

L'évaluation de TOPSIS avec la deuxième modification :

Nous avons vu que la deuxième modification dans l'algorithme TOPSIS en entrant la formule de la disjonction de Łukasiewicz a rendu cette méthode efficace pour l'analyse de la confusion des catégories qui résultent de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de la contradiction dans les réponses de l'individu aux questions traitées. Chaque fois que l'individu considère l'un ou les deux démarqueurs marginaux (la taille ou/et la couleur) des membres de la catégorie d'oiseaux pour la distinction de cette catégorie et les catégories de mammifères et de reptiles, qui sont représentées comme les arbres adjacents à l'arbre principal au milieu dans le modèle de l'arbre, la formule de la disjonction de Łukasiewicz qu'on a utilisée dans cet algorithme détermine la valeur de la sortie des sommes des degrés d'appartenance de ces démarqueurs. Nous avons aussi vu que le classement des membres de la catégorie d'oiseaux est affecté à partir de la confusion des catégories mentionnées lorsque cet algorithme utilise la formule de cette disjonction pour déterminer les valeurs des degrés d'appartenance des membres de cette catégorie et leurs distances par rapport aux solutions idéales positives et négatives.

En ce qui concerne l'analyse de l'effet des branchements à deux côtés de l'arbre qui représente la catégorie d'oiseaux avec la méthode TOPSIS, nous avons vu que le fait que l'individu considère le nombre différent de démarqueurs pour la distinction de cette catégorie avec les catégories de mammifères (l'arbre de droite) et la catégorie de reptiles (l'arbre de gauche), les valeurs de la sortie de TOPSIS ne sont pas équivalentes. En fait, lorsque l'individu considère que les deux démarqueurs de taille et de couleur l'aident à distinguer la catégorie d'oiseaux et la catégorie de mammifères, la disjonction floue de Łukasiewicz donne la valeur de 1.0 pour chacun de ces démarqueurs marginaux, alors que lorsqu'il considère que seulement l'un de ces démarqueurs, soit la taille soit la couleur, l'aide pour la distinction de

la catégorie d'oiseaux et la catégorie de reptiles, cette disjonction donne seulement une valeur de 1.0 pour le démarqueur considéré. Cette différenciation des valeurs de la sortie de TOPSIS montre que le modèle de l'arbre est conforme à cet algorithme, puisque non seulement les mêmes éléments, c'est-à-dire les membres de la catégorie qu'on analyse et ces démarqueurs se trouvent à la fois sur le tronc et sur les branches dans le modèle de l'arbre et dans les rangées et dans les colonnes dans la matrice d'évaluation des données d'entrée dans cet algorithme, mais aussi lorsque l'individu par erreur considère que les démarqueurs marginaux qui sont problématiques dans la distinction des catégories comme nous avons vu avec le modèle de l'arbre, ce problème cognitif se voit à la fois avec l'augmentation de la probabilité du croisement des catégories et la valeur non zéro du paramètre δ_1 dans ce modèle et aussi avec l'apparition des valeurs 1.0 dans la sortie de TOPSIS suite à la sommation des degrés d'appartenance des démarqueurs selon la formule de la disjonction de Łukasiewicz et la valeur non zéro du paramètre δ_2 que nous avons vu dans les analyses avec l'algorithme de TOPSIS. De plus, lorsque le modèle de l'arbre prévoit l'augmentation de la probabilité du croisement ou de la confusion des catégories lorsque l'individu considère par erreur que les démarqueurs de taille et de couleur qui sont en commun entre les oiseaux et les non-oiseaux l'aident à distinguer ces catégories, la méthode TOPSIS aussi prévoit la confusion des catégories avec l'apparition de la valeur 1.0 dans la matrice de l'évaluation pour les degrés d'appartenance de ces démarqueurs dans la sortie de cette méthode dans le logiciel développé en raison de la contradiction des croyances épistémiques et l'augmentation de la valeur de ces démarqueurs dans les données de l'entrée. Autrement dit, ces deux méthodes montrent le problème de la confusion des catégories lors de la contradiction dans les réponses aux questions traitées sur les croyances épistémiques. L'effet des branchements des deux côtés dans le modèle de l'arbre sur la confusion des catégories a aussi été conforme avec l'effet observé dans la méthode TOPSIS puisque lors de l'augmentation du nombre de démarqueurs

marginiaux, la probabilité du croisement des catégories augmente dans ce modèle et le nombre de la valeur 1.0 dans la matrice de l'évaluation dans la sortie de cette méthode aussi augmente, alors que la probabilité du croisement des catégories qui détermine le risque de leur confusion chez l'individu n'est pas élevée dans le modèle de l'arbre lorsqu'il ne considère pas ces démarqueurs dans la distinction des catégories et la valeur 1.0 n'apparaît pas dans la matrice de l'évaluation dans la sortie de TOPSIS pour les degrés d'appartenance de ces démarqueurs.

Il est important de noter que la longueur des branches à deux côtés dans le modèle de l'arbre a l'impact sur la sortie de TOPSIS puisque la considération du nombre de démarqueurs de taille et de couleur par l'individu détermine le nombre de valeurs 1.0 qui se produit dû à la disjonction de Łukasiewicz. Autrement dit, lorsque les branches à deux côtés dans ce modèle ont la même longueur et que l'individu ne considère pas ces démarqueurs dans la distinction des catégories d'oiseaux, de mammifères et de reptiles, la valeur 1.0 ne se produit pas dans la sortie de TOPSIS puisqu'il n'y a pas de disjonction des valeurs des degrés d'appartenance à considérer pour ces démarqueurs. Lorsque la longueur des branches à deux côtés dans ce modèle est identique et que l'individu considère un de ces démarqueurs à part les autres démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux pour les distinguer des membres des deux autres catégories mentionnées, la valeur 1.0 se produit une fois dans la sortie de TOPSIS dans l'analyse de la confusion des catégories d'oiseaux et de mammifères et une fois dans l'analyse de la confusion des catégories d'oiseaux et de reptiles, suite à la disjonction des degrés d'appartenance des démarqueurs marginaux de ces trois catégories. Lorsque la longueur des branches à deux côtés dans ce modèle est identique et que l'individu considère ces deux démarqueurs marginaux à part les autres démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux pour les distinguer des membres des deux autres catégories mentionnées, la valeur 1.0 se produit deux fois dans la sortie de TOPSIS, une fois pour chaque démar-

queur marginal, une fois dans l'analyse de la confusion des catégories d'oiseaux et de mammifères et une fois dans l'analyse de la confusion des catégories d'oiseaux et de reptiles, suite à la disjonction des degrés d'appartenance des démarqueurs de ces catégories. La différence des longueurs des branches à deux côtés de l'arbre dans ce modèle comme un modèle asymétrique et applicable à n'importe quelle forme d'arbres fait que la branche à un côté est plus longue qu'à l'autre côté de l'arbre qui représente la catégorie d'oiseaux. Donc, il se peut que l'individu ne considère pas ces démarqueurs de taille et de couleur pour la distinction des catégories d'oiseaux et de mammifères, mais qu'il considère l'un ou les deux démarqueurs pour la distinction des catégories d'oiseaux et de reptiles, ou vice versa. La valeur 1.0 ne se produit pas dans la sortie de TOPSIS lors de la considération du branchement à un des côtés de l'arbre au milieu qui représente la catégorie d'oiseaux lorsque l'individu ne confond pas cette catégorie avec une autre catégorie et que cette valeur se produit une (ou deux) fois dans la sortie du logiciel développé lors de la considération du branchement de l'autre côté de la catégorie d'oiseaux lors de la confusion de cette catégorie avec la catégorie de reptiles. Donc, on peut déterminer le nombre de démarqueurs marginaux de taille et de couleur que l'individu considère lors de la distinction des catégories suite à l'analyse de la longueur des branches dans le modèle de l'arbre et l'analyse des valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux dans la sortie de TOPSIS.

Les résultats obtenus montrent que le code de TOPSIS fonctionne correctement pour donner la valeur 1.0 pour la disjonction de Łukasiewicz chaque fois que la somme des valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs marginaux de taille ou/et de couleur de la catégorie d'oiseaux et des catégories à droite et à gauche, c'est-à-dire celles de mammifères et de reptiles, respectivement, excède cette valeur. Ces résultats confirment que l'algorithme de TOPSIS a bien marché

pour l'analyse de la confusion des trois catégories mentionnées. Nous avons vu que TOPSIS est capable de prédire et de décider de faire le classement des membres de la catégorie d'oiseaux à partir des analyses numériques des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de cette catégorie lorsque l'individu considère ou ne considère pas les démarqueurs de taille et de couleur qui sont problématiques puisqu'ils s'impliquent dans l'inconsistance des croyances épistémiques qui mène à la confusion des catégories que nous avons analysées à partir des questions traitées. Cet algorithme s'est montré utile pour la prédiction et la décision sur le classement des membres de cette catégorie lors de la disjonction des degrés d'appartenance de ces démarqueurs avec les mêmes démarqueurs des catégories de mammifères et de reptiles (la décision automatisée). De plus, nous avons vu que la disjonction de Łukasiewicz dans l'algorithme TOPSIS pour l'analyse de la confusion des catégories fait changer le classement des membres de la catégorie d'oiseaux, c'est-à-dire l'ordre du premier membre (prototype), par rapport aux autres membres de cette catégorie.

En considérant l'ensemble des analyses présentées dans cette thèse, on conclut que la contradiction dans les réponses de l'individu aux questions traitées, l'augmentation de la valeur de la probabilité de croisement des catégories, la valeur non zéro de δ_2 due aux valeurs non identiques des données dans l'analyse théorique et expérimentale des données d'entrée dans l'algorithme TOPSIS, la valeur de la somme des degrés d'appartenance de la catégorie d'oiseaux avec celles de la catégorie de mammifères sont des méthodes efficaces pour déterminer l'inconsistance de ses croyances épistémiques et sa confusion des catégories à partir des analyses numériques avec le modèle de l'arbre et TOPSIS.

5.7 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques avec la méthode TOPSIS. Nous avons vu que l'application de la logique floue dans le modèle de l'arbre nous a donné la possibilité d'explorer une nouvelle méthode efficace avec TOPSIS pour la prédiction, la détection, l'analyse et la résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques au niveau des catégories. Cette nouvelle modélisation en informatique cognitive peut nous servir à démontrer pourquoi, quand et comment l'individu se trompe au niveau des membres des catégories et de leurs démarqueurs, et comment on peut analyser, prédire, détecter et résoudre ce problème cognitif au niveau de ses croyances épistémiques. Les analyses numériques et précises des différentes situations dans lesquelles différentes valeurs des degrés d'appartenance des membres de la catégorie en question ont été analysées ont démontré comment et pourquoi l'inconsistance ou la contradiction des croyances épistémiques à partir des réponses aux questions traitées peut être prédite, détectée, analysée et résolue avec l'algorithme TOPSIS. Il a été montré numériquement que ces inconsistances peuvent changer le classement des membres de la catégorie en question. De plus, les modifications effectuées dans cet algorithme se sont montrées efficaces dans l'adaptation davantage de cet algorithme à l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'étude de la catégorie en question en relation avec l'analyse de la confusion des catégories. Cette étude originale et détaillée peut servir pour les analyses des autres types de catégories avec la procédure expérimentale expliquée dans cette thèse. La méthode générale consiste à déterminer les caractéristiques de démarcation des membres de la catégorie en question de ceux d'une autre catégorie, à déterminer leurs degrés d'appartenance, leurs poids et leurs types (le profit ou le coût). En utilisant le modèle de l'arbre et TOPSIS, on obtient les résultats numériques d'analyses de l'inconsistance des croyances épistémiques et de la confusion des catégories.

CONCLUSION

Tout au long de cette thèse, nous avons rempli les objectifs suivants : l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'étude des catégories en appliquant la logique floue sur un modèle des sciences cognitives, le modèle de l'arbre, et dans une méthode de la prise de décision, TOPSIS, ainsi que la construction d'un logiciel capable de faire ces analyses de façon automatique.

La modélisation et les analyses de l'inconsistance des croyances épistémiques ont été présentées. L'enjeu des analyses effectuées était de proposer et d'évaluer une stratégie unique et nouvelle pour la présentation des informations basées sur la cognition des catégories dans le but de valider les principes de conception issus des règles logiques. L'application expérimentale de cette stratégie doit permettre de faire la conception de la prise de décision automatisée efficace et compétente dans l'analyse, la prédiction, la détection et la résolution de l'inconsistance de ces croyances.

Après avoir introduit la théorie des démarqueurs et le modèle de l'arbre, nous nous sommes concentrés sur l'application de la logique floue et l'utilisation de l'algorithme d'une méthode informatique, TOPSIS, pour l'évaluation et la résolution de ce problème cognitif chez les individus.

Tout d'abord, nous avons présenté les différentes théories des catégories et expliqué leurs différences. Nous avons aussi présenté et décrit les différences au niveau des avantages et des inconvénients des méthodes d'arborescence et nous les avons comparé avec le modèle de l'arbre. Suite à l'explication des différentes méthodes de la prise de décision et les autres méthodes de l'analyse de l'inconsistance des

données, nous avons comparé les caractéristiques de ces méthodes pour déterminer laquelle est meilleure pour le traitement de l'inconsistance des croyances épistémiques. Notre démarche consistait à préparer les données d'analyse pour cette application en considérant l'aspect incommensurable de leurs caractéristiques de démarcation, dites les démarqueurs, pour lequel cette méthode s'est montrée efficace. Nous avons vu qu'une méthode de la prise de décision, dite la méthode TOPSIS, a été conforme à cette caractéristique des démarqueurs. Donc, nous avons utilisé cette technique pour la création d'un logiciel en vue des applications de la décision automatisée.

Il est important de noter que malgré diverses applications de TOPSIS, cette méthode n'a jamais été utilisée pour l'analyse, la prédiction, la détection et la résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques. De plus, les logiques non classiques n'ont pas été aussi appliquées pour cette étude. Le formalisme de ces croyances à partir des analyses des membres des catégories et des démarqueurs a été l'étape essentielle pour l'application de ces éléments en tant que les paramètres des analyses numériques avec le logiciel développé.

Le langage choisi pour la création de ce logiciel a été le langage Python puisqu'il s'agit d'un langage dont les packages ont été disponibles pour l'application de la logique floue à partir du modèle de l'arbre sur différentes catégories, leurs membres et leurs démarqueurs pour l'évaluation de la consistance des croyances épistémiques des utilisateurs. Les packages de Python ont été utilisés pour le codage de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'analyse de la confusion des catégories.

Nous avons vu dans la thèse l'application du modèle de l'arbre pour le formalisme de l'inconsistance des croyances épistémiques avec la logique floue.¹⁶

16. La théorie de l'information de Shannon (Shannon, 1948) et les théories de Dretske (Dretske,

Les étapes réalisées dans la thèse ont été les suivantes : la production d'un algorithme pour la description des étapes à réaliser dans mon code en Python, la production d'un code en Python avec l'interface graphique pour être développé avec la combinaison des logiques, l'intégration des lignes de code incluant l'opérateur flou de disjonction avec le package *skfuzzy*, l'utilisation du package *Tkinter* pour la création de la liste des questions qu'on a traitées et l'implémentation de l'algorithme TOPSIS dans mon logiciel en Python pour la caractérisation, la prédiction, la détection et la résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques.

En ce qui concerne le volet informatique, nous avons vu le logiciel en Python, puisque c'est un langage incluant les fonctions qui désignent le problème cognitif lié aux fonctions de déplacement et de remplacement des membres des catégories. Mon code sera applicable à trois types de catégories : 1. une catégorie qui renvoie à un concept d'objet, par exemple, la catégorie d'oiseaux, 2. une catégorie qui renvoie à un concept général, par exemple, la catégorie de causes, 3. des catégories qui renvoient aux concepts qui sont utilisés dans les propositions, par exemple, les catégories de sujets et de prédicats.

Le modèle de l'arbre que j'ai introduit précédemment (Javanbakht, 2016) et ai développé dans cette thèse pour la modélisation du problème cognitif analysé permet de formaliser ces trois types de caractéristiques de démarcation des catégories. Par exemple, les catégories de chiens et de loups sont des catégories dont les membres sont proches les uns des autres au niveau de leurs caractéristiques (démarqueurs). Un autre exemple : la catégorie de mammifères doit être démarquée de la catégorie d'oiseaux. Le modèle de l'arbre permet de déterminer pourquoi, quand et comment les individus peuvent confondre les membres de ces catégories (Javanbakht, 2016). Le déplacement des membres de la catégorie ou leur rempla-

1983) et Floridi (Floridi, 2001 ; Floridi, 2003) peuvent être combinées pour produire d'autres applications dans une étude postérieure (voir la section F de l'annexe).

cement par les membres d'autres catégories dans ces modèles expliquent pourquoi ce problème cognitif se déclenche au niveau des catégories, ce qui engendre leur confusion chez l'individu et le problème au niveau de ses croyances qui renvoient à ses connaissances, c'est-à-dire ses croyances épistémiques.

Le logiciel en Python développé à partir du code de TOSIS peut analyser les données horizontales et verticales conformes au modèle de l'arbre (les membres des catégories et leurs démarqueurs) à partir des réponses des individus aux questions traitées. Autrement dit, cette fonctionnalité de mon code est appropriée puisque les membres des catégories et leurs caractéristiques de démarcation (démarqueurs) se trouvent verticalement et horizontalement sur le modèle de l'arbre, respectivement. Donc, ces composants des catégories en question se trouvent dans les réponses de l'individu aux questions à traiter. Mon code est capable de les analyser et diagnostiquer l'inconsistance des croyances épistémiques de l'utilisateur. J'ai développé ce code avec le package *Tkinter* qui permet de créer et de gérer la liste des questions en Python.

La décision avec TOPSIS non modifié a été présentée à deux niveaux : 1. la décision sur les distances des membres de la catégorie d'oiseaux par rapport à leurs solutions idéales, 2. le classement des membres de la catégorie d'oiseaux pour déterminer la valeur de δ_2 pour les différentes situations de l'inconsistance des croyances épistémiques. La décision automatique avec TOPSIS modifié a aussi été présentée à deux niveaux : 1. les poids des critères ou des démarqueurs pour faire l'analyse théorique de façon autonome, 2. la disjonction de Łukasiewicz pour déterminer la confusion des catégories, ce qui a produit la décision automatisée avec mon logiciel.

Une des perspectives de la thèse est d'explorer les fonctions de Python dans le logiciel développé dans cette thèse (voir la section G de l'annexe).

Nous avons vu les aspects suivants : 1. l'utilisation de la logique floue sur le modèle de l'arbre, 2. l'application de certains paramètres sur le modèle de l'arbre dans le codage de la confusion des catégories, 3. la paramétrisation des membres des catégories et de leurs caractéristiques de démarcation dans mon code en Python et l'adaptation des lignes de code aux membres des catégories et à leurs démarqueurs, 4. Le développement de mon code en Python au niveau de l'utilisation de *skfuzzy* et *Tkinter* incluant les informations sur les membres des catégories et leurs démarqueurs pour l'analyse de la consistance ou de l'inconsistance des croyances épistémiques de l'individu.

Cette thèse a permis de démontrer l'efficacité de la théorie des démarqueurs, du modèle de l'arbre et de l'application de la logique floue dans l'algorithme TOPSIS pour la prédiction, la détection, l'analyse et la résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques.

Comment utiliser une méthode de l'apprentissage machine, par exemple, un réseau de neurones artificiels, un réseau bayésien ou un arbre de décision, dans l'étude de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de l'analyse des catégories ? Pour l'application de ces méthodes, il sera requis de déterminer comment la différenciation des caractéristiques de distinction ou démarcation des catégories peut être implémentée dans ces méthodes. Plus précisément, il sera nécessaire de déterminer comment le problème de la confusion des catégories peut être analysé numériquement avec ces modèles.¹⁷

17. Wang et ses collègues ont utilisé le réseau de neurones artificiels pour la reconnaissance d'objets à trois dimensions. Leurs résultats ont montré la distinction des objets dont les fonctions sont différentes, par exemple un piano et une tasse ou un piano et une cheminée, par la machine. Ces auteurs n'ont pas fait la distinction des caractéristiques de démarcation des catégories pour faire une analyse numérique plus précise qui permet de montrer les problèmes de la distinction des catégories dont les fonctions sont proches. Un autre problème de cette étude, comme ce qu'on trouve dans la plupart des études avec l'apprentissage machine, est que les auteurs n'ont pas considéré la décision automatique avec la catégorisation au centre de cette étape préalable à l'étape de l'apprentissage machine. Cette considération dans les travaux en intelligence artificielle

Attardons-nous à la description de certaines applications. Ces études peuvent être considérées comme les perspectives de la thèse.¹⁸

1. Étude statistique¹⁹ de l'inconsistance des croyances épistémiques²⁰
2. Application de la logique muse
3. Application sur les environnements cognitifs créatifs
4. Application en linguistique
5. Application en épistémologie
6. Application en sciences cognitives
7. Application des modèles biologiques
8. Application en robotique
9. Application en sciences de l'environnement

Première application : Une étude statistique pour l'évaluation des réponses des

est importante puisqu'elle est conforme à la réalité de la cognition humaine. En fait, les êtres humains font la catégorisation pour prendre la décision sur les objets et ensuite, en répétant la considération des objets, ils arrivent à apprendre des choses. Donc, la décision automatique doit être considérée comme l'étape préalable de l'apprentissage machine et non pas comme deux étapes parallèles (voir Wang et al., 2022).

18. Voir la liste de mes articles publiés en 2022 dans la bibliographie de cette thèse.

19. L'analyse statistique des résultats du sondage au niveau des catégories indiquées dans la liste des questions créé dans cette thèse pourra éventuellement se faire selon la division des groupes des participants adultes de toutes les ethnies qui aimerait avoir une évaluation au niveau de la consistance de leurs croyances épistémiques. Autrement dit, cette liste de questions sera accessible à tous les individus de 18 ans et plus de n'importe quel ethnie ou sexe après qu'ils s'authentifieront en tant que membres. Les statuts sociaux et éducationnels ne sont pas des critères pour la sélection des participants. Leurs statuts éducationnels ne sera par pris en compte dans la première étape de ces analyses, ce qui pourra éventuellement mettre en lumière l'impact de la connaissance acquise selon les expériences des individus sur leur démarcation des catégories.

20. Les participants doivent s'enregistrer pour devenir membres afin d'avoir accès au contenu des questions à répondre. Les non-membres n'ont pas d'accès à ces questions, mais en devenant membres ils peuvent y avoir accès. Les réponses des participants aux questions considérées ainsi que leurs diagnostics que mon logiciel effectue s'envoient directement à l'administrateur. Les individus qui s'enregistrent deviennent membres et ils peuvent ensuite répondre aux questions pour l'évaluation de la consistance de leurs croyances épistémiques et pour la détection, l'analyse et la résolution de l'inconsistance de ces dernières.

participants peut déterminer l'impact de leur apprentissage sur leurs réponses en vue de l'analyse de leurs croyances épistémiques et une éventuelle résolution de l'inconsistance de ces dernières. La mise au point d'une statistique de tests de nombreuses réponses des participants peut visualiser les résultats. En prenant en compte de l'utilisation des paramètres choisis dans le logiciel développé dans la thèse, cette étude statistique peut aussi montrer l'efficacité de cette analyse selon l'usage de ces paramètres.²¹

Deuxième application : Comment l'analyse de l'apprentissage des différents domaines, par exemple la philosophie ou la science, peut-elle se faire avec le logiciel développé en Python et l'algorithme TOPSIS ? Un exemple concerne l'impact de l'inconsistance des croyances épistémiques dans l'apprentissage de la logique avec ce logiciel. Pour ce faire, il est important de savoir quel est le système qui permet d'apprendre la logique et ensuite appliquer ce logiciel dans ce système. La Logique Muse est considérée comme un système tutorat intelligent (*Intelligent Tutorial System* ou ITS) qui a été récemment proposée et développée. Ce système peut aboutir à une combinaison des expertises en logique, en psychologie et en calcul computationnel afin de construire un tutoriel unique pour l'enseignement de la logique (classique et non classique) et de déterminer comment aider aux étudiants apprenants à distinguer leurs fausses idées (Nkambou et al., 2015).

21. Cette démarche est une méthode utilisable pour l'analyse de l'inconsistance de ces croyances pour les autres catégories. En fait, l'analyse originale et détaillée dans cette thèse peut servir pour les analyses des autres types de catégories avec la procédure expérimentale expliquée dans cette thèse. La méthode générale consiste à déterminer les caractéristiques de démarcation des membres de la catégorie en question de ceux d'une autre catégorie, à déterminer leurs degrés d'appartenance, leurs poids et leurs types (le profit ou le coût). En utilisant le modèle de l'arbre et TOPSIS, on obtient les résultats numériques d'analyses de l'inconsistance des croyances épistémiques et de la confusion des catégories. Cette démarche est une méthode générale et utilisable pour l'analyse de l'inconsistance de ces croyances pour les autres catégories. Le questionnaire que j'ai créé pour une étude statistique postérieure est le premier de ce genre et il n'y a pas de questionnaire pour l'évaluation des croyances épistémiques dans les bases de données, par exemple, sur les sites web de Statistique Canada et de l'Organisation des Nations Unies (ONU).

L'analyse des croyances épistémiques avec l'utilisation du modèle de l'arbre et de la méthode TOPSIS peut aider aux apprenants à faire la prise de décision et à développer les compétences de leur raisonnement dans des contextes multiples.

Les contributions de ces disciplines sont différentes dans la Logique Muse. En psychologie, on commence avec ce que les gens non compétents utilisent comme les procédures du raisonnement spontanées, alors qu'en logique, on traite l'expertise comme des structures formelles qui ne sont pas respectées par les gens non compétents et en informatique, on construit un ITS basé sur la connaissance précédente et on insiste sur les dimensions métacognitives d'apprentissage. Nous utilisons plusieurs types de raisonnement et de rationalité ; la rationalité intuitive au travail lorsque nous faisons des erreurs, la rationalité logique ou systématique lors de l'utilisation de la logique formelle, ce qui nous aide à découvrir la possibilité des causes variées dans le raisonnement conditionnel et la catégorisation hiérarchique dans le raisonnement disjonctif et incompatible et la rationalité adaptative dans les corrections cognitives que nous faisons lors de la suppression des inférences valides. Il est important à noter que la rationalité intuitive et adaptative semble être innée, mais la rationalité logique est acquise et elle n'est pas facile à s'acquérir. C'est pourquoi la Logique Muse est pertinente (Robert, Nkambou, 2016).²²

Troisième application : La modélisation du raisonnement dans le processus de l'élimination des biais peut se faire en utilisant un environnement cognitif pour

22. On peut utiliser un modèle dans lequel les deux niveaux d'expertise et de performance des apprenants de la logique pourraient être analysés en considérant les causes de leurs biais, par exemple leurs émotions, leurs préférences non justifiées ou des facteurs inconnus. Voici les étapes de cette modélisation : 1. Choisir des variables pour les causes des biais des étudiants ; e pour leurs émotions, p pour leurs préférences non justifiées, f pour des facteurs inconnus, 2. Considérer ces facteurs dans les deux niveaux d'expertise et de performance des étudiants, 3. Appliquer les T-normes et des S-normes de la logique floue et les modalités de la logique modale (Garson, 2013 ; Zadeh, 1965 ; Zadeh, 1973) sur ces facteurs dans ces deux niveaux. Les émotions au niveau de performance sont probables, alors que les préférences non justifiées à ce niveau sont nécessaires pour causer des biais cognitifs des étudiants. Les modalités de nécessité et de probabilité en logique modale peuvent être utilisées pour formaliser ces facteurs.

l'amélioration du raisonnement dans le cadre d'un projet pédagogique. Pour ce faire, il est requis de réviser comment nous enseignons le raisonnement et aussi élargir ce que nous étudions lorsque nous regardons comment les gens raisonnent. Un cadre qui s'élargit peut être utilisé pour aider à « raisonner mieux » ou plus spécifiquement pour l'analyse de la pensée critique. En fait, le raisonnement et la pensée critique de l'enseignement sont limités, mais encore utiles. L'approche intuitive de dépolarisation (*debiasing*) est un processus pour éliminer des biais cognitifs qui consiste à fournir aux étudiants des compétences dans les cours du raisonnement critique, les rendent capables de détecter et d'atténuer des biais, incluant leurs propres biais cognitifs, c'est-à-dire les causes de la déviation de leurs jugements (Beaulac et Kenyon, 2016 ; Kenyon et Beaulac, 2014). Dans cette application, on peut faire l'analyse et l'évaluation de leurs croyances avec le modèle de l'arbre et l'algorithme TOPSIS pour évaluer leurs biais afin de les éliminer. Une enquête complémentaire est requise pour réaliser cette étude.²³

Quel est l'impact de l'inconsistance des croyances épistémiques dans le langage utilisé par les individus ? Comment peut-on les analyser dans un contexte linguistique ? L'application suivante peut répondre à ces questions.

Quatrième application : L'étude du raisonnement pratique limité dans l'interprétation linguistique en informatique cognitive est une autre perspective de cette

23. On peut faire une modélisation du raisonnement pour l'analyse formelle des biais. Cette étude peut élargir l'analyse de cette thèse à l'étude des croyances non épistémiques. Pour ce faire, les étapes suivantes seront requises : 1. Attribuer les variables pour les paramètres des biais cognitifs, 2. Déterminer les règles de contrainte pour l'analyse des causes des biais, 3. Analyser le raisonnement des étudiants et les enseignants qui explorent les méthodes d'élimination des biais cognitifs des étudiants. Lors de la prise d'une décision, les facteurs suivants peuvent intervenir : 1. les souvenirs, 2. les préjugements, 3. les informations supplémentaires d'une situation spécifique, 4. les émotions, 5. les facteurs inconnus avec des variables s, p, i, e et f pour ces facteurs, respectivement. Voici les règles de contrainte qu'on peut utiliser pour l'analyse des causes des biais : Règle 1 : Ces 5 facteurs mentionnés ci-dessus ont un effet équivalent sur la production des biais. Règle 2 : Chacun de ces facteurs peut influencer l'un ou plusieurs autres facteurs de cette liste. La combinaison des logiques non classiques peut déterminer l'effet de ces facteurs dans le raisonnement des individus.

thèse. Quelle est l'influence du contexte sur l'interprétation du discours ? Kaplan et Stalnaker assument que le contexte est statique et fixé en dehors de l'interprétation du discours. (Kaplan, 1989 ; Stalnaker, 1979, 1998) Cependant, selon une autre thèse, la nature du contexte est évidente dans la linguistique. En fait, le contexte est dynamique, car son caractère et son rôle changent dans l'interprétation du discours. De plus, il est constitué d'informations structurées par les buts et les intentions évidents des interlocuteurs. En fait, l'usage d'une anaphore (une entité dans le discours dont la répétition représente son importance) peut être interprété comme un pont entre les éléments dans le discours. De plus, « cette subordination de modal dans l'élément du discours et la résolution de l'anaphore de pontage soutiennent que le contexte doit être dynamique, l'un qui est mis à jour au cours de l'interprétation, au lieu d'être fixe une seule fois et pour tous au début. » (Roberts, 2004 ; Roberts, 2016) Puisque Roberts considère les relations de l'énonciation cible comme stratégie des interlocuteurs, sa thèse est appropriée pour la détermination du rôle du contexte dans un discours. Par ailleurs, Sperber et Wilson disent que les appels optimaux du traitement pour la dépense comme le travail inférentiel le moins possible existent encore en réalisant ces buts. Ces appels sont aussi utiles pour résoudre la sensibilité du contexte. (Sperber et Wilson, 1985) Les éléments linguistiques présentés par Roberts (par exemple la résolution de l'anaphore, les phénomènes saillants dans un champ visuel, etc.) montrent l'importance des intentions des interlocuteurs dans leur interprétation du discours. Cependant, la formalisation de ces éléments est nécessaire afin de démontrer leur influence dans cette interprétation de manière explicite.²⁴

D'ailleurs, le rôle du contexte dans cette analyse ne devrait pas être négligé. Dans le contexte informatique, on peut faire une évaluation de l'anaphore à partir de

24. On peut utiliser l'approche présentée dans cette thèse pour l'analyse de textes pour laquelle la différenciation des paragraphes de textes par l'individu est requise.

l'inconsistance des croyances épistémiques des individus. Dans ce contexte, l'utilisation du modèle de l'arbre et de l'algorithme TOPSIS est requise pour effectuer cette étude expérimentale.²⁵ Cette application concerne aussi la structure intentionnelle du discours pour une modélisation dans une évaluation de l'inconsistance des croyances épistémiques des individus avec cet algorithme.

Cinquième application : Cette application concerne l'évaluation des croyances épistémiques en épistémologie. Puisque ces croyances sont basées sur la connaissance, il est important de déterminer l'impact de l'évaluation de leur inconsistance sur l'acquisition de nouvelles connaissances. L'analyse et l'évaluation proposée dans cette thèse peut être utilisées dans cette étude afin de déterminer laquelle croyance épistémique peut engendrer une meilleure nouvelle connaissance. Une naturalisation plus large que celle que Quine a proposée peut être appliquée, puisqu'elle n'est pas limitée à introduire des principes de la neurologie, de la psychologie expérimentale, de la psycholinguistique, de la génétique évolutionniste et de l'histoire des sciences en épistémologie.

Une approche basée sur la chaîne des expériences dans laquelle aucun transfert de connaissance se fait directement à partir d'un contexte perceptuel, mais plutôt à partir des données d'une expérience précédente, peut être appliquée. Autrement dit, le transfert de la connaissance dans une déduction naturelle est possible en se basant sur le principe de la chaîne des expériences. Si deux expériences sont dans le même contexte, dans ce cas le transfert des données d'une expérience à l'autre serait justifié.²⁶ L'application de l'algorithme TOPSIS en utilisant le modèle de

25. Les éléments suivants influencent le raisonnement limité des interlocuteurs lors d'un discours : 1. la structure intentionnelle du discours, 2. la résolution de l'anaphore, 3. les inférences impliquées, 4. les intentions et/ou les buts d'une personne affectant la vitesse et l'efficacité du traitement pré-attentif.

26. Il est important de considérer la définition du contexte pour cette application. Selon Porzel, "l'aspect général du contexte et de l'informatique contextuelle est le manque du consensus

l'arbre dans une étude expérimentale sur les expériences des individus est requise pour déterminer l'impact de leurs chaînes de l'expérience sur l'inconsistance de leurs croyances épistémiques.²⁷

Comment peut-on interpréter le fonctionnement du raisonnement en analysant l'inconsistance des croyances épistémiques ? La réponse de cette question se trouve dans l'application suivante de la thèse.

Sixième application : Les systèmes schématiques du raisonnement dans lesquels on utilise les diagrammes peuvent être utilisés pour déterminer l'architecture cognitive en relation avec les croyances épistémiques des individus. L'utilisation des diagrammes peut aider à résoudre certains paradoxes à propos des images mentales. Selon Chandrasekaran, c'est facile d'obtenir des informations à partir d'un système du raisonnement schématique (*Diagrammatic Reasoning System* ou *DRS*), si on a l'aptitude perceptuelle appropriée, car la pensée a non seulement le contenu propositionnel, mais aussi le contenu perceptuel (Chandrasekaran et al., 1995 ; Chandrasekaran, 2011). L'auteur soutient que l'interaction avec le monde se passe en prenant la connaissance du monde à partir de la perception dans la forme des expressions symboliques des prédicats et en générant ces expressions à propos des actions qui sont ensuite exécutées par les systèmes moteurs. Or, la perception et

concernant le mot lui-même". (Porzel, 2011) Autrement dit, "le contexte réfère à la dépendance d'un objet à son environnement physique ou conceptuel".

27. Par exemple, considérons l'exemple de Zoo de Dretske (Dretske, 1970). L'expérience perceptive des visiteurs du zoo lorsqu'ils observent les animaux peut être basée sur une expérience précédente selon leurs chaînes de l'expérience vécue. Les visiteurs en ayant une expérience précédente qui s'agit de s'approcher aux animaux, pourraient transférer leur connaissance pour distinguer si ces animaux sont des zèbres ou des mules. Les zèbres sont les animaux sauvages, alors que les mules sont domestiques. Donc, lorsque les humains s'approchent aux zèbres, ils s'enfuient, mais dans le cas des mules, ils ne s'enfuient pas. La perception de ces animaux en ayant cette expérience peut changer la situation face au problème du transfert de connaissance épistémique. Le transfert de la connaissance peut être considéré à partir de l'expérience précédente à une nouvelle expérience si elles sont dans le même contexte.

l'action sont les modules externes de la cognition et elles ne participent pas dans la pensée.²⁸

Chandrasekaran dit que l'utilisation du diagramme est une approche appropriée pour déterminer la cognition multimodale.²⁹ Cependant, à part le langage schématique exploré dans les diagrammes, nous avons aussi un autre langage à explorer. Mange dans le livre intitulé *Systèmes microprogrammés : une introduction au magique* soutient qu'il existe deux langages à deux niveaux : le langage de bas niveau et le langage de haut niveau. Il dit que le langage des diagrammes est un langage déterministe. On peut comprendre sa position en considérant qu'on détermine tous les éléments dans un diagramme pour pouvoir faire leur analyse. Selon Mange, le langage symbolique est un langage de haut niveau qui aide à sym-

28. Plusieurs études ont été faites sur les analyses de textes précédemment (voir les travaux de Chartier et Meunier, 2011 ; Meunier et al., 2005 ; Pokorny, 2018 ; Salton, 1983 ; Salton, 1988). L'analyse de textes est une application qui peut aussi se faire avec la procédure expérimentale présentée dans cette thèse en trois étapes : 1. l'analyse de textes avec le modèle de l'arbre et TOPSIS, 2. l'étude des croyances épistémiques par rapport à l'analyse de textes avec le modèle de l'arbre et TOPSIS, 3. l'étude de l'inconsistance des croyances épistémiques pour l'analyse de textes avec le modèle de l'arbre et la décision automatisée avec TOPSIS modifié.

29. Kurup et Chandrasekaran proposent l'usage d'une architecture cognitive, biSoar, dans le mode schématique. (Kurup et Chandrasekaran, 2007) Selon les auteurs, les modèles biSoar sont avantageux par rapport aux modèles de l'architecture cognitive générale, car ils peuvent « expliquer le comportement comme le résultat de l'interaction entre les propriétés de l'architecture générale, la tâche, et les spécificités des individus (ex. : la connaissance) ». (Chandrasekaran, 2016) Cependant, ils n'ont pas utilisé la logique formelle en appliquant un langage symbolique dans ce système. On peut combiner les langages symboliques et schématiques en appliquant des logiques non classiques sur Bisoar pour la modélisation du raisonnement. L'architecture Bisoar est basée sur Soar. Nous considérons « l'activité pour résoudre tous les problèmes est formulée comme la sélection et l'application des opérateurs à un état, pour atteindre quelques buts. Bi-Soar est la version de Soar, lorsqu'un composant schématique a été ajouté en même temps que les opérateurs schématiques ». (Chandrasekaran, 2016) Pour ce faire, nous aurions besoin de considérer les éléments suivants : 1) une situation désirée, 2) une représentation d'un problème pour résoudre la solution, 3) une espace du problème, c'est-à-dire un ensemble d'états et d'opérateurs pour la tâche, 4) un opérateur qui transforme l'état par quelques actions, 5) un entrepôt de la connaissance en forme de règles, 6) une mémoire de travail. Les étapes suivantes d'une nouvelle modélisation peuvent être considérées : 1) utiliser les éléments de Bisoar, 2) ajouter les paramètres des logiques non classiques là-dessus en considérant les règles de ces logiques, 3) construire un diagramme.

boliser un programme ou une procédure. (Mange, p. 170) Nous pouvons appliquer des symboles dans les diagrammes pour une analyse plus performante que l'application séparée des langages schématiques et symboliques. Donc, on peut utiliser une approche combinée en considérant les méthodes de Mange et Chandrasekaran. Bien que le raisonnement schématique est un bon aspect de recherche pour comprendre la multimodalité de la cognition, il n'est pas suffisant de faire cette étude seulement en se basant sur les diagrammes. Il faut aussi explorer l'usage du langage de haut niveau, c'est-à-dire le langage symbolique pour atteindre cet objectif.³⁰ Les systèmes DRS peuvent être formalisés dans l'étude de l'inconsistance des croyances en utilisant la procédure expérimentale avec les logiques non classiques³¹ et l'algorithme TOPSIS comme présentée dans cette thèse.³²

Une autre application en sciences cognitives consiste à prédire l'avenir à partir de comportement des individus. Cela peut se faire à partir de la correction de leurs croyances épistémiques en utilisant le modèle de l'arbre et l'algorithme TOPSIS comme présentés dans cette thèse. Pour ce faire, les caractéristiques de plusieurs individus, par exemple être créatif, actif, attentif, persévérant, enthousiaste et productif, peuvent être analysées numériquement et les changements au niveau des degrés d'appartenance de ces démarqueurs peuvent être considérés avec le temps. Le comportement de ces individus ayant le changement de ces caractéristiques

30. L'approche présentée dans ma thèse peut être utilisée pour l'analyse de la différenciation des paragraphes d'un texte ou de l'inconsistance des croyances épistémiques à propos du contenu du texte.

31. L'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques des individus peut aussi se faire en distancéologie pour évaluer leurs considérations des différences au niveau des sciences et de la philosophie (Javanbakht, 2016) et de la distance du développement de ces domaines de connaissance avec le modèle de l'arbre et l'algorithme TOPSIS en combinant les logiques non classiques.

32. Par exemple, l'inconsistance des croyances épistémiques des individus à propos de la considération simultanée des points qui forment des lignes (voir la section H de l'Annexe).

peut être étudié et leur avenir par rapport à ce changement peut être analysé numériquement en considérant un seuil à dépasser pour déterminer le décalage comportemental (ex. : le changement de l'individu actif à celui qui n'est plus actif)

Septième application : Des modèles biologiques peuvent être appliqués pour la modélisation de l'inconsistance des croyances épistémiques des individus. Dans ce cas, on peut formaliser les éléments de ces modèles comme la procédure présentée avec modèle de l'arbre dans la thèse afin d'appliquer les logiques non classiques et ensuite les appliquer dans l'algorithme TOPSIS afin d'évaluer ces croyances au niveau de la prise de décision des individus.³³

Huitième application : Une autre application des résultats de cette thèse concerne le développement de l'analyse du problème cognitif chez les individus en utilisant la robotique. Le progrès dans ce domaine est limité à la mise en fonction des outils informatiques et non pas à l'analyse et à la correction des erreurs cognitives des humains par les machines. Or, l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques peut aussi se faire avec le développement de la robotique. Les robots munis du logiciel développé dans cette thèse avec la décision automatisée pourront désormais distinguer les catégories indépendamment des êtres humains (par exemple : les catégories de l'eau potable et de l'eau non potable, les catégories de l'action et de l'émotion, etc) sur la Terre ou les autres planètes. Ils pourront aussi évaluer, analyser et résoudre l'inconsistance des croyances épistémiques des

33. Par exemple, un modèle de l'état cognitif des êtres humains peut être utilisé basé sur la structure des plasmides, donc en analogie avec un modèle de plasmide. Le problème cognitif qui correspond aux représentations fait qu'elles se décalent ou remplacent les unes des autres. Ces phénomènes sont analogues avec l'enlèvement ou l'addition de séquence du plasmide ou de sa modification dite la mutation. Dans ce modèle, comme les facteurs de transcription qui adhèrent au promoteur du plasmide, les données sensibles se lient avec les catégories (des concepts purs de l'entendement). Le reste de la séquence dans ce modèle est constitué de concepts de l'entendement. Les images constituent les copies produites, comme l'ARN comme une copie produite de l'ADN plasmique (voir la section I de l'annexe).

individus à partir des catégories.³⁴

Neuvième application : Enfin, une autre application des résultats obtenus est possible en sciences de l'environnement. Pour ce faire, la distinction de la catégorie des sources naturelles dans l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques qui correspondent à ces catégories est faisable avec la même démarche qu'on a présentée dans cette thèse. Pour ce faire, d'abord il sera nécessaire de déterminer les caractéristiques de la démarcation de ces catégories et ensuite, les analyser avec le modèle de l'arbre et l'algorithme TOPSIS.³⁵ L'évaluation des résultats numériques peut déterminer l'inconsistance des croyances épistémiques des individus en ce qui concerne les sources naturelles.

Le logiciel développé dans cette thèse peut être utilisé dans l'ensemble de ces applications pour mener aux analyses numériques à partir de l'étude des catégories, ce qui pourra rendre possible l'obtention des résultats de chacune de ces applications. Lorsque utilisé dans une étude statistique pour l'évaluation de l'inconsistance des croyances épistémiques des individus, le logiciel développé dans cette thèse sera en mesure de fournir les résultats d'analyses en vue de la prédiction, de la détection et de l'optimisation de leurs croyances.³⁶

Par conséquent, nous croyons que les analyses présentées dans cette thèse, incluant

34. L'utilisation de mon logiciel pourra mener au succès des chatbots dans le test de Turing puisque les robots seront capables de distinguer les catégories, de déterminer leur confusion et de lier l'inconsistance des croyances épistémiques à l'usage des membres des catégories et de leurs démarqueurs en utilisant le modèle de l'arbre, la disjonction floue de type Łukasiewicz et l'algorithme de TOPSIS modifié.

35. Un autre langage de programmation, par exemple, un nouveau langage de programmation qui est spécifique pour ce codage, peut aussi être utilisé à cette fin (Voir la liste des mots-clés et la syntaxe de ce langage dans la section J de l'annexe).

36. Le tableau incluant l'information sur l'ensemble des étapes de prétraitements, de traitements et de post-traitements des données de cette thèse se trouve dans la section K de l'annexe.

la modélisation, les applications de la logique floue sur le modèle de l'arbre et l'algorithme TOPISIS, ainsi que les modifications de ce dernier pour la décision automatisée, sont des contributions significatives en informatique cognitive.

APPENDICE A

A) La figure A.1 présente le questionnaire incluant des questions sur la catégorie d'oiseaux.

Si on ne fournit pas l'information requise pour l'analyse des croyances épistémiques des individus, il se peut que la contradiction dans leurs réponses ne soit pas due à l'inconsistance de ces croyances, mais plutôt en raison du manque de leur connaissance sur les éléments qui interviennent dans les questions, c'est-à-dire les démarqueurs des membres des catégories. Donc, l'explication à propos des démarqueurs au début de ce questionnaire y a été ajoutée pour aider aux utilisateurs de ne pas avoir le manque de connaissance par rapport à trois types de démarqueurs et leurs différences pour que leurs réponses à ce questionnaire soient conçues dans l'analyse de la consistance ou de l'inconsistance de leurs croyances épistémiques. Puisque l'analyse de leurs réponses peut se faire avec mon logiciel, l'utilisation de ce logiciel est conçue pour le traitement des degrés d'appartenance des caractéristiques de distinction des catégories (les démarqueurs) à partir de la (non) contradiction des réponses aux questions traitées :¹

1. Le commentaire pour l'administrateur dans mon logiciel : « Ce questionnaire est désigné à prédire, évaluer et résoudre le problème de l'inconsistance des croyances épistémiques des participants en analysant leurs réponses aux questions sur les membres des catégories et leurs démarqueurs. Une catégorie est un ensemble de membres, chacun ayant des caractéristiques de trois types : 1. les démarqueurs forts : il s'agit des caractéristiques des membres de la catégorie en question qui aident à les distinguer des membres d'une autre catégorie, 2. les démarqueurs

Questionnaire

Ce questionnaire est désigné à prédire, à évaluer et à résoudre le problème du désordre des croyances épistémiques des participants. Il est désigné pour analyser vos réponses sur les membres des catégories et sur les caractéristiques de la distinction ou de la démarcation de leurs membres, dites les démarqueurs forts, faibles et marginaux, qui aident à distinguer les catégories, qui aident plus ou moins à distinguer les catégories et qui sont sans effet pour cette distinction mais qui causent la confusion de ces dernières, respectivement.

Catégorie :

Oiseau
Fruit
Usine
Ordinateur
Planète

Questions :

A)

1. Est-ce que vous croyez que la taille est une caractéristique qui aide à distinguer entre un oiseau et un mammifère?
2. Vous remarquez un animal. Est-ce que vous croyez que sa taille peut vous aider à le déterminer comme un canari?
3. Un oiseau peut-il être cru comme un mammifère?
4. Est-ce que vous croyez que voler est une caractéristique forte pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux?
5. Est-ce que avoir des ailes peut être cru comme une caractéristique faible pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux?
6. Est-ce que vous croyez que pondre est une caractéristique faible pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux?
7. Croire que le mammifère qui a des caractéristiques des non-oiseaux peut être un oiseau plus ou moins important a-t-il du sens?
8. Avoir un bec peut-il être cru comme une caractéristique forte pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux?
9. Est-ce que avoir un bec peut être cru comme une caractéristique plus ou moins importante pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux?
10. Est-ce que vous croyez que le chant spécial est une caractéristique forte pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux?
11. Croire que la couleur est une caractéristique pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux a-t-il du sens?
12. Vous remarquez un animal. Est-ce que sa couleur peut être crue comme une indice pour le déterminer comme un ornithorynque?
13. Est-ce que vous croyez que voler est une caractéristique essentielle des oiseaux?
14. Est-ce que vous croyez que lors de la hâte ou de la distraction, un membre faible peut remplacer un membre fort dans la catégorie des oiseaux?

B)

15. Combien la considération de la caractéristique de voler chez certains animaux aide-elle à croire à une distinction des oiseaux et des non-oiseaux?
16. Combien la considération des ailes de certains animaux aide-t-elle à croire à la distinction des oiseaux et des non-oiseaux?
17. Vous avez remarqué des œufs de certains animaux. Combien cette observation vous aide-elle à croire à une distinction des oiseaux et des non-oiseaux?
18. Deux animaux ont des becs. Combien cette caractéristique peut-elle aider à croire à une distinction des oiseaux et des non-oiseaux?
19. Certains oiseaux chantent de façon spéciale. Combien cela peut-il aider à croire à une distinction de ces animaux avec des non-oiseaux?
20. Combien la taille ou la couleur des oiseaux peut-elle aider à croire à une distinction des non-oiseaux?

Commentaires:

Nom: _____
Courriel: _____

Résultats (réservé pour l'opérateur):

Confusion des membres de la catégorie
 Remplacement du membre de la catégorie
 Confusion des démarqueurs

Manque du membre de la catégorie
 Déplacement du membre de la catégorie
 Manque des démarqueurs

Oui Non

Beaucoup Un peu Aucunement

Soumettre Effacer

Figure A.1: Exemple du questionnaire incluant des questions sur la catégorie d'oiseaux

Les étapes principales existent dans la procédure de ce questionnaire. Ces étapes sont les suivantes : 1. le choix de catégorie, 2. la présentation des questions, 3. la présentation des commentaires, 4. la présentation des diagnostics. La première étape du questionnaire consiste à choisir la catégorie. Dans cette étape, l'utilisateur choisit la catégorie à partir de la liste des catégories du questionnaire.²

faibles : il s'agit des caractéristiques des membres de la catégorie en question qui aident plus ou moins à les distinguer des membres d'une autre catégorie, 3. les démarqueurs marginaux : il s'agit des caractéristiques des membres de la catégorie en question qui n'aident pas à les distinguer des membres d'une autre catégorie. Pour la prédiction, l'évaluation et la résolution de l'inconsistance des croyances épistémiques des participants au niveau des autres catégories que les 5 catégories indiquées dans la liste de ce questionnaire, il faut y ajouter les autres catégories en question ainsi que les questions qui leur correspondent. »

2. Dans la version actuelle du questionnaire, les questions qui correspondent à toutes les catégories en question à partir de la liste sont présentées. On peut classifier les questions pour que l'utilisateur choisisse une seule catégorie à la fois et qu'il (elle) réponde aux questions de la catégorie choisie. Cette deuxième méthode a deux inconvénients : le nombre des questions sera plus que celui du questionnaire actuel et donc, le questionnaire sera plus long. De plus, tous les types des catégories, c'est-à-dire les catégories naturelles, les catégories artificielles et les catégories sémantiques ne seront pas évaluées dans l'état cognitif de l'utilisateur à partir de

Ensuite, il (elle) remplit les questions et met ses commentaires. Si ses réponses aux questions ne sont pas les réponses attendues, le logiciel lui enverra le message pour qu'il (elle) apprenne la bonne réponse et qu'il (elle) réponde à nouveau à la (aux) question(s) dont les réponses n'ont pas été correctes. Le diagnostic sera envoyé à l'administrateur pour présenter les résultats de détection, d'analyse et de résolution de l'inconsistance possible de ses croyances épistémiques.

Les croyances épistémiques de l'individu se trouvent dans leurs réponses aux questions de ce questionnaire. Les questions de ce questionnaire se trouvent dans les sections suivantes :

Section A du questionnaire :

Croyance 1 : La taille (n')est (pas) une caractéristique qui aide à distinguer entre un oiseau et un mammifère.

Croyance 2 : La taille (ne) peut (pas) aider à déterminer un animal qu'on remarque comme un canari.

Croyance 3 : Un oiseau (ne) peut (pas) être considéré aussi comme un mammifère.

Croyance 4 : Voler (n')est (pas) une caractéristique forte pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux.

Croyance 5 : Avoir des ailes (n')est (pas) une caractéristique faible pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux.

Croyance 6 : Pondre (n')est (pas) une caractéristique faible pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux.

Croyance 7 : Le mammifère qui a des caractéristiques des non-oiseaux (ne) peut (pas) être un oiseau plus ou moins important.

Croyance 8 : Avoir un bec (n')est (pas) une caractéristique forte pour la distinc-

ses réponses aux questions du questionnaire, puisqu'il (elle) choisira une seule catégorie à la fois pour répondre aux questions. La version actuelle du questionnaire présentée dans la section 6.3.2 n'est pas très longue et ses questions couvrent tous les trois types des catégories. Donc, cette version du questionnaire permet de faire une évaluation ultérieure des trois types de catégories.

tion des oiseaux et des non-oiseaux.

Croyance 9 : Avoir un bec (n')est (pas) une caractéristique plus ou moins importante pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux.

Croyance 10 : Le chant spécial (n')est (pas) une caractéristique forte pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux.

Croyance 11 : La couleur (n')est (pas) une caractéristique pour la distinction des oiseaux et des non-oiseaux.

Croyance 12 : La couleur (ne) peut (pas) aider à déterminer un animal qu'on remarque comme un ornithorynque.

Croyance 13 : Voler (n')est (pas) une caractéristique essentielle des oiseaux.

Croyance 14 : Lors de la hâte ou de la distraction, un membre faible peut remplacer un membre fort dans la catégorie des oiseaux.

Section B du questionnaire :

Croyance 15 : La considération de la caractéristique de voler chez certains animaux (n')aide beaucoup (un peu ou aucunement) à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux.

Croyance 16 : La considération des ailes de certains animaux (n')aide beaucoup (un peu ou aucunement) à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux.

Croyance 17 : Le fait qu'on remarque des œufs de certains animaux (n')aide beaucoup (un peu ou aucunement) à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux.

Croyance 18 : L'observation des becs des animaux (n')aide beaucoup (un peu ou aucunement) à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux.

Croyance 19 : Le chant d'oiseau (n')aide beaucoup (un peu ou aucunement) à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux.

Croyance 20 : La taille ou la couleur des oiseaux (n')aide beaucoup (un peu ou aucunement) à les distinguer des non-oiseaux.

Les réponses correctes des questions de ce questionnaire sont les suivantes :

1. Non. Je n'ai pas cette croyance, car la taille est une caractéristique en commun entre les oiseaux et les non-oiseaux comme les mammifères. Autrement dit, il se peut qu'un mammifère ait la même taille qu'un oiseau. Donc, la taille n'aide pas à faire la distinction de ces deux catégories et elle est un démarqueur marginal de la catégorie d'oiseaux.

2. Non. Je n'ai pas cette croyance, car lorsqu'on remarque la présence d'un animal, sa petite taille ne nous aide pas à le distinguer comme un oiseau d'un non-oiseau. Donc, on ne peut pas déterminer s'il s'agit d'un canari en considérant sa taille.

3. Oui. J'ai cette croyance, car l'ornithorynque est un animal hybride ayant les caractéristiques des oiseaux et des non-oiseaux. Il n'est pas un oiseau, mais il a un bec et il pond des œufs. Il est un mammifère, puisqu'il allaite son petit, et un reptile, puisqu'il se déplace sur sa poitrine et non pas sur ses pattes.

4. Non. Je n'ai pas cette croyance, car la chauve-souris est un mammifère qui peut voler.

5. Oui. J'ai cette croyance, car la chauve-souris est un mammifères qui a des ailes. Donc, avoir des ailes n'est pas une caractéristique forte pour distinguer les oiseaux et les non-oiseaux.

6. Oui. J'ai cette croyance, puisqu'il existe des animaux qui sont ovipares et ils pondent des œufs, mais qui ne sont pas des oiseaux (ex. : plusieurs espèces de serpents). Donc, pondre des œufs n'est pas une caractéristique forte qui aide à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux.

7. Non. Je n'ai pas cette croyance, car l'ornithorynque est un mammifère avec des caractéristiques des oiseaux, mais il n'est pas considéré comme un oiseau.

8. Non. Je n'ai pas cette croyance, car avoir un bec est une caractéristique faible pour la distinction d'un oiseau d'un non-oiseau, puisque la forme du bec d'un animal peut ne pas être exactement comme celle des oiseaux (ex. : l'ornithorynque).

9. Oui. J'ai cette croyance, car on considère qu'un oiseau doit avoir un bec. Donc, il s'agit d'une caractéristique plus ou moins importante pour la distinction des

oiseaux et des non-oiseaux.

10. Oui. J'ai cette croyance, puisque le chant d'oiseau est la caractéristique qui aide à distinguer un oiseau d'un non-oiseau sans voir l'animal. Donc, il s'agit d'un démarqueur fort de la catégorie d'oiseaux.

11. Non. Je n'ai pas cette croyance, car la couleur est une caractéristique en commun entre les oiseaux et les non-oiseaux comme les mammifères ou les reptiles. Autrement dit, il se peut qu'un mammifère ou un reptile ait la même taille qu'un oiseau. Donc, la taille n'aide pas à faire la distinction de ces catégories et elle est un démarqueur marginal de la catégorie d'oiseaux.

12. Non. Je n'ai pas cette croyance, car lorsqu'on remarque la présence d'un animal, la considération de sa couleur, puisqu'il s'agit d'une caractéristique en commun dans les différentes catégories des animaux (ex. : des oiseaux et des non-oiseaux), ne nous aide pas à le distinguer comme un oiseau d'un non-oiseau. Donc, on ne peut pas déterminer s'il s'agit d'un ornithorynque.

13. Non. Je n'ai pas cette croyance, car voler n'est pas une caractéristique essentielle des oiseaux, puisque certains animaux sont considérés comme des oiseaux, mais ils n'ont pas cette caractéristique.

14. Oui. J'ai cette croyance, puisque dans certaines circonstances, par exemple, lors de la hâte ou de la distraction, un membre faible d'une catégorie (ex. : la catégorie d'oiseaux) peut remplacer un membre fort de cette catégorie et ce remplacement des membres peut causer la confusion de cette catégorie avec une autre catégorie.

15. La considération de la caractéristique de voler chez certains animaux aide un peu à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux. Kiwi (*Apteryx mantelli*) est un oiseau, mais il ne vole pas. Donc, voler est une caractéristique qui aide plus ou moins à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux.

16. La considération des ailes de certains animaux aide un peu à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux. Un animal hybride, par exemple l'ornithorynque, ayant

des caractéristiques des non-oiseaux aussi a des ailes. Kiwi (*Apteryx mantelli*) est un oiseau, mais cet animal n'a pas d'ailes.

17. Le fait qu'on remarque des œufs de certains animaux aide un peu à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux. Les reptiles aussi pondent des œufs.

18. L'observation des becs de deux animaux aide un peu à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux. Certains mammifères, par exemple échidné, ont aussi des becs.

19. Le chant d'oiseaux aide beaucoup à distinguer les oiseaux et les non-oiseaux. On n'a pas besoin de vérifier l'apparence physique des animaux pour les distinguer selon leurs chants.

20. La taille ou la couleur des oiseaux n'aide aucunement à les distinguer des non-oiseaux (puisque'il s'agit des caractéristiques communes entre les oiseaux et les non-oiseaux).

Concernant les réponses variantes aux questions 15 à 20 du questionnaire, les valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs suivants : voler, avoir des ailes, pondre, avoir un bec et le chant d'oiseau, la taille et la couleur pour l'analyse avec la méthode TOPSIS sont déterminées selon la réponse donnée de l'individu.

Comment faire le diagnostic par rapport aux réponses des participants aux questions de ce questionnaire ?

S'il y a des contradictions dans les réponses des individus à ce questionnaire, on peut constater qu'il s'agit de l'inconsistance de leurs croyances épistémiques au niveau de la catégorie en question, puisque l'information fournie à propos des démarqueurs des catégories se trouve au début du questionnaire et donc, l'erreur du participant à répondre aux questions ne sera pas à cause du manque de sa connaissance.

B) L'opérateur de la disjonction floue (ou) pour l'union des variables floues :

Au lieu de :

```

def fuzzy_or( $m_1$ ,  $mf m_1$ ,  $m_2$ ,  $mf m_2$ )
def fuzzy_or( $D_s$ ,  $Df D_s$ ,  $D_{w1}$ ,  $Df D_{w1}$ )
on aura :
def fuzzy_or( $m_i$ ,  $mf m_i$ ,  $m_j$ ,  $mf m_j$ )
def fuzzy_or( $D_s$ ,  $Df D_s$ ,  $D_{wi}$ ,  $Df D_{wi}$ )
par exemple :
def fuzzy_or( $D_s$ ,  $Df D_s$ ,  $D_{w2}$ ,  $Df D_{w2}$ )

```

Ces lignes de code veulent dire qu'on aura la disjonction des membres i et j (m_i et m_j) de la catégorie, c'est-à-dire les membres quelconques de la catégorie, au lieu de seulement la disjonction des membres adjacents (m_1 et m_2) de la catégorie et on aura la disjonction du démarqueur fort (D_s) et n'importe quel démarqueur faible (D_{wi}) de la catégorie, par exemple, on aura la disjonction du démarqueur fort (D_s) et le deuxième démarqueur faible (D_{w2}) de la catégorie, au lieu de de la disjonction du démarqueur fort (D_s) et le premier démarqueur faible (D_{w1}) de la catégorie. Cela s'accorde avec la réalité de la cognition humaine, car on ne considère pas seulement les membres adjacents ou leurs démarqueurs adjacents dans nos états cognitifs, mais on considère toute sorte de la combinaison des membres des catégories ainsi que de leurs démarqueurs avec n'importe quel décalage ou différence au niveau de leurs degrés d'appartenance. Une logique, dite la logique corrélacionnelle, peut être utilisée pour formaliser les démarqueurs des membres adjacents et non adjacents de la catégorie en question. La sémantique de cette logique veut dire qu'au lieu des membres adjacents de la catégorie ou des démarqueurs adjacents d'un membre de la catégorie, on considère des membres quelconques de la catégorie ou des démarqueurs quelconques d'un membre de la catégorie. (Javanbakht, 2020)

L'opérateur de la disjonction floue pour l'union des variables floues (ex : les membres de la catégorie et pour leurs démarqueurs) en Python inclut les lignes

de code suivantes :

""" Opérateur flou de disjonction (ou) pour l'union des variables floues (les membres de la catégorie en question)

Paramètres ———

m_1 : le premier membre de la catégorie

la variable pour la fonction de l'association floue ' $mf m_1$ '

$mf m_1$: le tableau à une dimension

la fonction de l'association floue de ' $mf m_1$ ' pour la variable ' m_1 '

m_2 : le deuxième membre de la catégorie

la variable pour la fonction de l'association floue ' $mf m_2$ '

$mf m_2$: le tableau à une dimension

la fonction de l'association floue de ' $mf m_2$ ' pour la variable ' m_2 '

Return m ——

variable pour l'intersection de deux ensembles flous fournis

$mf m$: tableau à une dimension

La disjonction (OU) floue de ' $mf m_1$ ' et ' $mf m_2$ '

“vérifier si les variables sont les mêmes”

samevariable = False

if $m_1.value == m_2.value$:

if $(m_1 == m_2).all()$:

$m = m_1$

$mf m_{12} = mf m_1$

$mf m_{22} = mf m_2$

samevariable = True

if not same variable :

$m, mf m_{12}, mf m_{22} = _resamplevariable(m_1, mf m_1, m_2, mf m_2)$

return $m, np.fmax(mf m_{12}, mf m_{22})$

```

def fuzzy_or(Ds, DfDs , Dw2, DfDw2) :
    """ Opérateur flou de disjonction (OU) pour l'union des variables floues (les démarqueurs des membres de la catégorie en question)
    Paramètres ———
    Ds : le premier démarqueur du membre de la catégorie (le démarqueur fort ou strong demarcator)
    la variable pour la fonction floue de l'association 'DfDs'
    DfDs : tableau à 1 dimension
    fonction floue d'association pour la variable 'Dw2'
    Dw2 : le troisième démarqueur du membre de la catégorie (le deuxième démarqueur faible ou weak demarcator)
    la variable pour la fonction floue de l'association 'DfDw2'
    DfDw2 : tableau à 1 dimension
    fonction floue d'association pour la variable 'Dw2'
    Returns D ———
    la variable pour l'intersection de deux ensembles flous fournis
    DfDw2 : tableau à 1 dimension
    La disjonction (OU) floue de 'DfDs' et 'DfDw2'
    """

    "vérifier si les variables sont les mêmes"
    samevariable = False
    if Ds.value == Dw2.value :
    if (Ds == Dw2).all() :
        D = Ds
        DfDs2 = DfDs
        DfDw22 = DfDw2
    samevariable = True

```

if not samevariable :

$D, DfD_s2, DfD_{w2}2 = _resamplevariable(D_s, DfD_s, D_{w2}, DfD_{w2})$

return $D, np.fmax(DfD_s2, DfD_{w2}2)$

""" le calcul de S-norme selon l'opérateur de disjonction de Łukasiewicz :

if $D_s + D_{w2} < 1$

print ($D_s + D_{w2}$)

if not

print 1

C) Les valeurs des degrés d'appartenance des membres de la catégorie d'oiseaux dans l'algorithme TOPSIS :

On utilise les données de ces matrices comme les données d'entrée dans cet algorithme.

[0.8, 0.9, 1.0 0.8, 0.9, 1.0 0.8, 0.9, 1.0]

[0.4, 0.5, 0.6 0.8, 0.9, 1.0 0.8, 0.9, 1.0]

[0.1, 0.2, 0.3 0.8, 0.9, 1.0 0.8, 0.9, 1.0]

[0.1, 0.2, 0.3 0.4, 0.5, 0.6 0.4, 0.5, 0.6]

[0.8, 0.9, 1.0 0.8, 0.9, 1.0 0.1, 0.2, 0.3 0.1, 0.2, 0.3]

[0.8, 0.9, 1.0 0.4, 0.5, 0.6 0.1, 0.2, 0.3 0.1, 0.2, 0.3]

[0.8, 0.9, 1.0 0.1, 0.2, 0.3 0.1, 0.2, 0.3 0.1, 0.2, 0.3]

[0.4, 0.5, 0.6 0.1, 0.2, 0.3 0.1, 0.2, 0.3 0.1, 0.2, 0.3]

Leurs valeurs moyennes sont présentées dans les matrices suivantes :

[0.9 0.9 0.9]

[0.5 0.9 0.9]

[0.2 0.9 0.9]

cas 1		résultats	cas 2	résultats	cas 3	résultats	cas 4	résultat
R1	oui	Pas de contradiction, donc pas d'inconsistance de croyance épistémique, $P_E \neq P_T$ $D_E \neq D_T$ $\delta_1 = P_E - P_T \neq 0$ $\delta_2 = P_E - P_T \neq 0$	non	Pas de contradiction entre les réponses de l'utilisateur, pas d'inconsistance de croyance épistémique, $P_E = P_T$ $D_E = D_T$ $\delta_1 = P_E - P_T = 0$ $\delta_2 = P_E - P_T = 0$	oui	la contradiction entre les réponses de l'utilisateur, donc l'inconsistance de croyance épistémique, $P_E \neq P_T$ $D_E \neq D_T$ $\delta_1 \neq 0$ $\delta_2 \neq 0$	non	la contradiction, donc l'inconsistance de croyance épistémique, $P_E \neq P_T$ $D_E \neq D_T$ $\delta_1 = P_E - P_T \neq 0$ $\delta_2 = P_E - P_T \neq 0$
R2	oui		non		non		oui	

R1: réponse de l'utilisateur à la 1^{ère} question du questionnaire, R2: réponse de l'utilisateur à la 2^{ème} question du questionnaire

T: théorique, E: expérimentale (à partir des réponses de l'utilisateur au questionnaire)
cas 1: (loin de résultat prévu) inacceptable, cas 2: acceptable, cas 3 et 4: nécessitent la correction par logiciel

[0.2 0.5 0.5]

[0.9 0.9 0.2 0.2]

[0.9 0.5 0.2 0.2]

[0.9 0.2 0.2 0.2]

[0.5 0.2 0.2 0.2]

Dans ce cas, on aura les valeurs suivantes ainsi que la suite du tableau 4.2.

$$D_T = 0.244$$

$$\delta_2 = |0.167 - 0.244| = 0.08$$

La suite du tableau 4.2 est dans le tableau ci-dessus.

D) Évaluation du code de TOPSIS avec les études précédentes :

La sortie du code de TOPSIS utilisé dans cette thèse a été évaluée à partir de leur comparaison avec les résultats des études précédentes.

Test 1 : L'évaluation avec les données de l'article de Zulqarnain et al, 2020 :

La matrice 4*4 de l'évaluation incluant 4 candidats et 4 critères :

[7 9 9 8]

[8 7 8 7]

[9 6 8 9]

[6 7 8 6]

La matrice des poids : [0.1 0.4 0.3 0.2]

Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales positives obtenues avec le code de TOPSIS utilisé dans cette thèse ont été 0.029, 0.059, 0.09 et 0.06, respectivement. Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales négatives ont été 0.08, 0.040, 0.019 et 0.048, respectivement. Le classement des candidats a été le suivant : 1, 4, 2, 3.

Ces résultats obtenus avec le code de TOPSIS utilisé dans la thèse s'accordent avec ceux que Zulqarnain et ses collègues ont obtenus.

Les autres évaluations du code de TOPSIS utilisé dans la thèse :

Test 2 : L'évaluation avec la modification d'une des données de la matrice de l'évaluation (Zulqarnain et al., 2020) :

La matrice 4*4 de l'évaluation incluant 4 candidats et 4 critères :

[7 6 9 8]

[8 7 8 7]

[9 6 8 9]

[6 7 8 6]

La matrice des poids : [0.1 0.4 0.3 0.2]

Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales positives obtenues avec le code de TOPSIS utilisé dans cette thèse ont été 0.04, 0.02, 0.05 et 0.03,

respectivement.

Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales négatives ont été 0.02, 0.04, 0.02 et 0.05, respectivement. Le classement des candidats a été le suivant : 4, 2, 1, 3.

Comme prévu, les valeurs de la sortie de TOPSIS changent avec la modification d'une des données d'entrées.

Test 3 : L'évaluation avec la modification des poids (Zulqarnain et al., 2020) :

La matrice 4*4 de l'évaluation incluant 4 candidats et 4 critères :

[7 9 9 8]

[8 7 8 7]

[9 6 8 9]

[6 7 8 6]

La matrice des poids : [0.4 0.4 0.1 0.1]

Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales positives obtenues avec le code de TOPSIS utilisé dans cette thèse ont été 0.05, 0.06, 0.08 et 0.10, respectivement.

Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales négatives ont été 0.09, 0.06, 0.08 et 0.03, respectivement. Le classement des candidats a été le suivant : 1, 2, 3, 4.

Comme prévu, les valeurs de la sortie de TOPSIS changent avec la modification d'une des données d'entrées.

Test 4 : L'évaluation avec les données de l'article de Yadav et al., 2019 :

La matrice 4*3 de l'évaluation incluant 4 candidats et 3 critères :

[5 4 8]

[7 8 6]

[8 6 8]

[7 6 4]

La matrice des poids : [0.3 0.4 0.3]

Le classement des candidats a été le suivant : 2, 3, 4, 1.

Ces résultats obtenus avec le code de TOPSIS utilisé dans la thèse s'accordent avec ceux que Yadav et ses collègues ont obtenus.

Test 5 : L'évaluation avec la modification d'une des données de la matrice de l'évaluation (Yadav et al., 2019) :

La matrice 4*3 de l'évaluation incluant 4 candidats et 3 critères :

[8 8 8]

[7 8 6]

[8 6 8]

[7 6 4]

La matrice des poids : [0.3 0.4 0.3]

Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales positives obtenues avec le code de TOPSIS utilisé dans cette thèse ont été 0.00, 0.05, 0.06, et 0.11, respectivement. Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales négatives ont été 0.11, 0.07, 0.09 et 0.00, respectivement. Le classement des candidats a été le suivant : 1, 3, 2, 4.

Comme prévu, les valeurs de la sortie de TOPSIS changent avec la modification d'une des données d'entrées.

Test 6 : L'évaluation avec la modification des poids (Yadav et al., 2019) :

La matrice 4*3 de l'évaluation incluant 4 candidats et 3 critères :

[5 4 8]

[7 8 6]

[8 6 8]

[7 6 4]

La matrice des poids : [0.4 0.2 0.4]

Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales positives obtenues avec le code de TOPSIS utilisé dans cette thèse ont été 0.14, 0.08, 0.15 et 0.07, respectivement. Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales négatives ont été 0.09, 0.09, 0.03 et 0.13, respectivement. Le classement des candidats a été le suivant : 4, 2, 1, 3.

Test 7 : L'évaluation avec les données de l'article de Sangchini et al., 2017 :

La matrice 3*6 de l'évaluation incluant 3 candidats et 6 critères :

[0.6528 0.4519 0.5183 0.6182 0.7805 0.5511]

[0.3984 0.6308 0.6479 0.3223 0.4271 0.6889]

[0.6443 0.6308 0.5582 0.7165 0.4565 0.4708]

La matrice des poids : [0.25 0.15 0.1 0.2 0.2 0.1]

Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales positives obtenues avec le code de TOPSIS utilisé dans cette thèse ont été 0.04, 0.12 et 0.07, respectivement. Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales négatives ont été 0.11, 0.04 et 0.10, respectivement. Le classement des candidats a été le suivant : 1, 3, 2.

Les résultats obtenus avec ce code de TOPSIS utilisé dans ma thèse s'accordent avec ceux que Sangchini et ses collègues ont obtenus.

Test 8 : L'évaluation avec la modification d'une des données de la matrice de l'évaluation (Sangchini et al., 2017) :

La matrice 3*6 de l'évaluation incluant 3 candidats et 6 critères :

[0.2554 0.4519 0.5183 0.6182 0.7805 0.5511]

[0.3984 0.6308 0.6479 0.3223 0.4271 0.6889]
 [0.6443 0.6308 0.5582 0.7165 0.4565 0.4708]

La matrice des poids : [0.25 0.15 0.1 0.2 0.2 0.1]

Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales positives obtenues avec le code de TOPSIS utilisé dans cette thèse ont été 0.127, 0.13 et 0.07, respectivement. Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales négatives ont été 0.09, 0.06 et 0.15, respectivement. Le classement des candidats a été le suivant : 3, 1, 2.

Comme prévu, les valeurs de la sortie de TOPSIS changent avec la modification d'une des données d'entrées.

Test 9 : L'évaluation avec la modification des poids (Sangchini et al., 2017) :

La matrice 3*6 de l'évaluation incluant 4 candidats et 3 critères :

[0.6528 0.4519 0.5183 0.6182 0.7805 0.5511]
 [0.3984 0.6308 0.6479 0.3223 0.4271 0.6889]
 [0.6443 0.6308 0.5582 0.7165 0.4565 0.4708]

La matrice des poids : [0.1 0.1 0.1 0.1 0.3 0.3]

Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales positives obtenues avec le code de TOPSIS utilisé dans cette thèse ont été 0.05, 0.116 et 0.118, respectivement. Les distances des candidats par rapport à leurs solutions idéales négatives ont été 0.12, 0.07 et 0.05, respectivement. Le classement des candidats a été le suivant : 1, 2, 3.

Comme prévu, les valeurs de la sortie de TOPSIS changent avec la modification d'un des poids.

L'ensemble de ces résultats montre que le code de TOPSIS que j'ai utilisé dans ma thèse fonctionne correctement puisqu'il donne les mêmes résultats que ceux des

auteurs des articles évalués, c'est-à-dire les études précédentes, lorsqu'on utilise les mêmes données d'entrée que les auteurs de ces articles ont utilisées et qu'il donne les résultats différents de ceux de ces articles lorsqu'on fait la modification d'une de leurs valeurs d'entrée ou d'un de leurs poids.

E) Le contenu du tableau (*array*) dans l'algorithme TOPSIS en considérant les nombres des démarqueurs est comme suit :

```
array = [
[NDs NDw1 NDw2 NDw3 NDw4 NDm1 NDm2],
[NDs NDw1 NDw2 NDw3 NDw4 NDm1 NDm2],
[NDs NDw1 NDw2 NDw3 NDw4 NDm1 NDm2],
[NDs NDw1 NDw2 NDw3 NDw4 NDm1 NDm2],
[NDs NDw1 NDw2 NDw3 NDw4 NDm1 NDm2],
]
```

F) La combinaison formelle de la théorie de l'information et des théories de la connaissance :

Les théories de Shannon, Dretske et Floridi sont appropriées pour considérer la relation entre les notions de la connaissance et de la croyance (cette première à partir de la notion de l'entropie de Shannon).

Dans les sections précédentes, nous avons vu que la théorie de l'information de Shannon met en évidence la relation de l'entropie avec la probabilité de l'information. Cette relation s'exprime de la manière suivante :

$$H = -(p \log p + q \log q) \quad (\text{A.1})$$

Dans cette relation, nous avons deux séries de probabilités p et $q = 1 - p$ qui varie de façon logarithmique. Le signe négatif montre que l'entropie varie dans le sens

opposé de la probabilité de l'information. Plus de l'information dans un système fait diminuer l'entropie et vice-versa.

Nous avons aussi vu que Dretske considère que la connaissance est la croyance produite par l'information. Nous pouvons considérer la relation logique suivante pour cette thèse de Dretske :

$$I \& C \supset C' \tag{A.2}$$

Dans cette relation, I , C et C' sont l'information, la croyance et la connaissance. Autrement dit, il faut à la fois l'information et la croyance pour produire la connaissance. C'est pourquoi, selon Dretske, sans l'information ou la croyance là-dessus, l'acquisition de la connaissance n'est pas possible. Ici, on parle de la vraie connaissance. C'est pourquoi C désigne la croyance épistémique et non pas la croyance non épistémique. Cependant, il est important de savoir que la croyance est basée sur la connaissance. Autrement dit, la croyance n'est pas possible sans la connaissance. C'est pourquoi il faut considérer la croyance épistémique comme le résultat de la connaissance et non pas la relation inverse.³ Donc, on peut inverser l'implication précédente. On aura :

$$I \& C' \supset C \tag{A.3}$$

Cette relation veut dire que l'information et la connaissance impliquent la croyance. D'autre part, nous avons vu que Dretske considère que l'entropie dans la théorie de la communication de Shannon n'est pas l'information réelle et que cette théorie ne traite pas l'information considérée de manière ordinaire, mais l'information considérée de façon particulière, par exemple, l'énonciation ou le geste. Autre-

3. Dans le cas où une croyance engendre une connaissance, cette croyance est elle-même le produit d'une autre connaissance. Autrement dit, la croyance peut être l'intermédiaire de deux connaissances et elle peut produire une connaissance, mais cette première ne peut pas être la principale cause de la connaissance, puisqu'elle est produite par une autre connaissance.

ment dit, la portée linguistique de l'information entre en jeu dans cette théorie. C'est pourquoi le discours devient important à être considéré. On peut interpréter cette position de Dretske de cette façon que ce qui importe dans cette théorie, selon Dretske, est l'entropie dans l'information considérée de façon particulière, par exemple, l'énonciation ou le geste, c'est-à-dire le problème du discours qui apparaît dans le langage humain. En prenant en compte la formule suivante de Shannon :

$$H = -(p \log p + q \log q) \quad (\text{A.4})$$

Donc, nous aurions :

$$H = -p \log p - q \log q \quad (\text{A.5})$$

ou

$$H + q \log q = -p \log p \quad (\text{A.6})$$

Ce qui nous donne la relation suivante :

$$p = -(H + q \log q) / \log p \quad (\text{A.7})$$

Nous pouvons conclure que les probabilités p et q sont les probabilités de l'information qui apparaissent dans un discours à travers l'énonciation ou le geste et que H est le problème dû à ces probabilités d'information.

On a eu la relation suivante :

$$I \ \& \ C' \supset C \quad (\text{A.8})$$

pour la probabilité de l'information, de la connaissance et de la croyance épistémique, on a la relation suivante :

$$p(I) \ \& \ p(C') \supset p(C) \quad (\text{A.9})$$

Cette relation signifie que la probabilité pour qu'un individu ait une croyance, il faut qu'il ait de l'information et de la connaissance dont les probabilités impliquent la première. Autrement dit, la probabilité de la croyance de l'individu est le résultat de ces deux dernières probabilités. Sémantiquement, cela veut dire que la croyance n'est pas probable tant que la probabilité de l'information et la probabilité de la connaissance n'ont pas eu lieu en raison de l'information et de la connaissance acquises.

Dans les formules présentées ci-dessus, les probabilités de l'information, c'est-à-dire p et $p(I)$, sont identiques. Donc, nous aurions :

$$p \& p(C') \supset p(C) \quad (\text{A.10})$$

$$-(H + q \log q) / \log p \& p(C') \supset p(C) \quad (\text{A.11})$$

Si au lieu de deux séries de probabilités p et q , il existe une seule probabilité de l'information, q s'enlèvera de cette relation et nous aurions :

$$(-H / \log p) \& p(C') \supset p(C) \quad (\text{A.12})$$

Autrement dit, l'entropie entre en relation avec la probabilité de la croyance épistémique et la probabilité de la connaissance. Dans cette relation, on peut considérer la connaissance C'' au lieu de la connaissance C' . Donc, nous aurions :

$$(-H / \log p) \& p(C'') \supset p(C) \quad (\text{A.13})$$

Puisque la connaissance épistémique est basée sur l'ensemble des degrés d'appartenance des membres de la catégorie en question, nous pourrions remplacer cette

connaissance par cet ensemble et nous aurions :

$$(-H/\log p) \ \& \ \sum \mu(m) \supset p(C) \quad (\text{A.14})$$

La dernière théorie à considérer ici pour combiner avec la théorie de l'information de Shannon et la théorie de Dretske est la théorie de Floridi concernant la portée éthique de l'entropie. Dans la section précédente, nous avons vu que Floridi introduit la notion de l'infosphère dans sa théorie, c'est-à-dire l'environnement entier qui porte toute l'information et dans lequel cette dernière joue un rôle essentiel et constitutif. Nous avons aussi vu que selon lui, l'entropie de l'information ne doit pas être causée et doit être évitée dans l'infosphère et si elle est produite, elle doit être enlevée de celle-ci et l'information doit être promue par l'extension, le développement, l'enrichissement et l'ouverture de l'infosphère. C'est pourquoi il propose que la quantité, la qualité, la variété, la sécurité, la possession de l'information et l'accès à celle-ci doivent y exister pour la réduction de l'entropie de l'infosphère. (Floridi, p. 287-304, 2003) En combinant cette théorie de Floridi avec la dernière formule ci-dessus, nous pouvons conclure que la diminution de la valeur de l'entropie dans l'infosphère, H , augmente la probabilité de la vraie connaissance ou $p(C')$ basée sur la coexistence de l'information et la croyance épistémique.

On peut faire les conclusions suivantes à partir de la combinaison formelle des théories de Dretske, Floridi et Shannon pour la construction de mon logiciel :

1. La croyance est le résultat de l'information et de la connaissance (l'inversion de propos de Dretske).
2. L'augmentation du taux de l'information est requise pour diminuer le problème cognitif de l'utilisateur (Floridi et Shannon). Donc, il est nécessaire de donner le maximum de l'information à propos des catégories, de leurs membres et de leurs démarqueurs aux utilisateurs de mon logiciel pour les aider à diminuer l'inconsis-

tance de leurs croyances épistémiques s'il y en a lieu.

G) Deux fonctions de Python sont pertinentes pour le codage du problème au niveau des membres des catégories et de leurs caractéristiques (les démarqueurs). Ces fonctions sont pour remplacer ou/et déplacer les entités.

Telles dans son livre intitulé *Python Power : The Comprehensive Guide* présente la fonction *replace* pour le remplacement d'une entité par l'autre. La commande de cette fonction permettant de faire ce remplacement d'entité se trouve dans une seule ligne du programme en Python : (Telles, 2008)

```
print string.replace (donnée de l'entrée, première entité, deuxième entité)
```

Par exemple, pour coder le remplacement d'un membre d'une catégorie par un autre de ses membres, on aura :

```
print string.replace (m, m1, m2)
```

Dans la ligne de code ci-dessus, la donnée de l'entrée est le membre de la catégorie (*m*), la première entrée et la deuxième entrée sont le premier membre (*m₁*) et le deuxième membre de la catégorie (*m₂*), respectivement.

Bhasin dans son livre intitulé "*Python Basics : A Self-Teaching Introduction*" montre la façon appropriée pour déplacer une entité par l'autre : (Bhasin, 2019)

```
str2 [i] = str1 [(i+k) % len (str1)]
```

Par exemple, le déplacement du troisième membre d'une catégorie au niveau de deux places parmi les membres de la catégorie sur le modèle de l'arbre se présente de la manière suivante :

```
str2 [3] = str1 [(3+2) % len (str1)]
```

Dans les deux codes ci-dessus les entités de remplacement sont les chaînes de caractères. Ces fonctions sont destinées pour le remplacement et le déplacement

des membres des catégories et de leurs caractéristiques dans la liste que le logiciel présente à l'individu. Cette fonctionnalité de ce logiciel est importante afin de déterminer si l'individu qui l'utilise est capable de distinguer les catégories ou pas. C'est à partir de ses réponses que le logiciel analyse la possibilité de son problème cognitif.

En fait, les actions du remplacement et du déplacement des entités les unes avec les autres dans mon logiciel en Python correspond au remplacement et au déplacement des membres de chaque catégorie les uns par les autres ainsi que de leurs caractéristiques (démarqueurs) les unes par les autres qui permettent de les distinguer des membres des autres catégories. Mon logiciel présente les membres des catégories et de leurs caractéristiques à l'utilisateur. Lorsque les remplacements ou les déplacements des membres des catégories ou de leurs caractéristiques se font par l'individu, mon logiciel pourra conclure qu'il ne distingue pas les membres d'une catégorie des membres des autres catégories.

Dans ce cas, il lui envoie des questions sur ces croyances pour déterminer si elles sont basées sur une connaissance ou pas. Il en déterminera si l'individu a une connaissance épistémique (basée sur une connaissance sur les membres des catégories) ou s'il ne l'a pas et dans ce cas, sa croyance sera non épistémique. Le modèle de l'arbre et la théorie des démarqueurs que j'ai expliqués plus haut dans la thèse peuvent être utilisés comme ce que j'ai présenté avec la logique floue dans mon travail précédent pour le calcul de la probabilité de croisement des catégories et de la confusion au niveau des croyances de l'individu. (Javanbakht, 2016)

H) Analyse d'un problème mentionné par Chandrasekaran et Kurup (Chandrasekaran et Kurup, 2006)

Problème : Trouver la distance euclidienne entre les points P1 et P2.

On peut ajouter le point P4 à gauche du point P2 à l'intersection des lignes R2

et R4 sur le schéma de l'article de Chandrasekaran et Kurup pour déterminer la distance entre les points P2 et P1 à partir des distances des lignes P2P4, P4R1R3, et R1R3 et P1. Cette distance n'est pas la distance la plus courte entre les points P2 et P1, mais elle est basée sur l'usage des éléments de ce schéma. La situation désirée consiste à parcourir la distance entre les points P1 et P2 peu importe le chemin à prendre. On peut faire l'analyse suivante (Chandrasekaran et Kurup, 2006) :

Les points P1 et P2 se trouvent sur les lignes R1 et R2, respectivement. Ces lignes et leurs points coexistent. La démolition d'une ligne fait la démolition et la disparition de chacun de ces points. Les résultats de la formalisation des notions de la coexistence, de la démolition et de la disparition avec la logique tendantielle se trouvent dans mon travail antérieur (Javanbakht, 2016). Donc, cette logique est pertinente pour la formalisation des caractéristiques de ces points. Nous aurions :

$$P1 \equiv R1 \quad (A.15)$$

$$P2 \equiv R2 \quad (A.16)$$

Les points P2 et P4 coexistent. Les points P1 et R1R3 aussi coexistent. Nous aurions :

$$P2 \equiv P4 \quad (A.17)$$

$$P1 \equiv R1R3 \quad (A.18)$$

où \equiv est le symbole de la coexistence.

Les points P4 et R1R3 sont possibles, mais non nécessaires pour déterminer la

distance entre les points P1 et P2. Par contre, les points P1 et P2 sont nécessaires pour déterminer leur distance. Donc, nous pourrions utiliser la logique modale de la manière suivante :

$$\Box P1 \quad (A.19)$$

$$\Box P2 \quad (A.20)$$

$$\Diamond R1R3 \quad (A.21)$$

$$\Diamond P4 \quad (A.22)$$

La coexistence des points P1 et R1R3 implique la nécessité du premier et la possibilité du deuxième pour la détermination de la distance entre les points P1 et P2. Nous aurions l'implication suivante :

$$(P1 \equiv R1R3) \longrightarrow \Box P1 \bigwedge \Diamond R1R3 \quad (A.23)$$

La coexistence des points P2 et P4 implique la nécessité du premier et la possibilité du deuxième pour la détermination de la distance entre les points P1 et P2. Nous aurions :

$$(P2 \equiv P4) \longrightarrow \Box P2 \bigwedge \Diamond P4 \quad (A.24)$$

Si on enlève les lignes R3 et R4, elles disparaîtront, mais la distance entre les points P1 et P2 ne serait pas altérée et elle pourrait encore être déterminée. Dans ce cas, la ligne P1P2 ne serait pas altérée ni disparue. Donc, nous aurions :

$$\nexists R3 \longrightarrow \sim \nexists P1P2 \quad (A.25)$$

$$\nabla R4 \longrightarrow \sim \nabla P1P2 \quad (\text{A.26})$$

Dans les formules ci-dessus, ∇ est utilisé pour désigner la démolition et la disparition.

L'objectif ici n'est pas de déterminer « la distance exacte » entre les points P1 et P2. Étant donné que la distance entre deux points dépend de l'état visuel de la personne qui les regarde, on peut dire que cette distance peut être floue et non exacte en cas où la personne ne préserve pas les images des points dans sa mémoire et son entendement ne lie pas celles-ci au concept du point.

L'étape suivante serait de faire une analyse pratique sur les capacités cognitives de plusieurs individus afin d'évaluer leurs croyances épistémiques et ce qu'ils considèrent dans leurs mémoires de travail à partir de leur considération de la distance entre les points P1 et P2.

I) Un modèle basé sur la structure d'un plasmide peut être utilisé pour l'analyse de l'inconsistance des croyances épistémiques à partir de la considération des catégories. Dans ce modèle, chaque plasmide représente une catégorie. Pour montrer la confusion des catégories due à l'inconsistance de ces croyances, on considère le croisement de deux ou plusieurs plasmides en tant que catégories.

Dans le modèle du plasmide, les positionnements et les fonctions des éléments constitutifs du modèle doivent ressembler à ceux d'un plasmide qu'on construit au laboratoire. Dans un plasmide, le promoteur est la partie importante à laquelle les protéines dites les facteurs de transcription s'adhèrent pour déclencher l'expression du gène qui se trouve dans la séquence de ce premier. Dans le modèle du plasmide, les catégories et les concepts qui lui correspondent se trouvent dans le positionnement du promoteur et la séquence du plasmide, respectivement. Les

sensations de l'intuition sensible s'approchent de la catégorie et les images de l'imagination se trouvent parallèles à la séquence. Donc, les concepts dans l'entendement gèrent la corrélation des données sensibles (dont le rôle est la réception du son, de la couleur, de l'odeur, etc.) dans l'intuition sensible pour la création des images primaires ou spontanées dans l'imagination dont une partie se transfère comme l'image secondaire à la mémoire. Ce modèle peut être utilisé pour la modélisation de l'inconsistance des croyances épistémiques. Pour ce faire, il faut considérer chaque catégorie en tant qu'un plasmide, les membres de la catégorie dans la séquence du plasmide.

J) La liste des mots-clés du langage spécifique pour le traitement du problème cognitif (langage TARAN) :

*and as assert break class continue decrease delete append else
except export false final for from global if import initial in
increase insert is local none not or pass print replace return
shift shirep transfer title true try universal when with yield*

Les mots suivants :

*decrease, export, final, initial, increase, insert, replace, shift, shirep, transfer,
title, universal*

n'existent pas dans les autres langages de programmation. Certains de ces mots sont nécessaires pour le codage du problème cognitif chez les humains. Certains autres mots de ce langage sont requis pour les autres opérations en informatique. Le mot shirep s'utilise pour à la fois déplacer et remplacer une entité avec une autre entité (shirep = shift + replace).

La syntaxe du langage TARAN :

Exemple de quelques fonctions :

```
def foo(int x)
```

```
[
if (x == 0) [
bar();
baz();
] else [
qux(x);
foo(x - 1);
]
]
```

Dans le terminal, on indique les lignes suivantes :

```
alist = {'a'; 'b'; 'c'}
def my_func(al)
... [
... al.append('x');
... print(al);
...
def my_func(alist)
{'a'; 'b'; 'c'}
alist
{'a'; 'b'; 'c'}
```

Liste, tuples, ensembles, dictionnaires :

Exemple d'une liste :

```
a_list = {1; 2; 3; "a cat"}
```

Exemple d'un tuple :

```
a_tuple = 1; 2; 3; "a cat"
```

Exemple d'un ensemble :

```
some_set = {1; 2; (); True}
```

Exemple d'un dictionnaire :

```
a_dictionnaire = {"key 1" : "value 2"; 1 : 2}
```

K) Le tableau des étapes de prétraitements, de traitements et de post-traitements des données de cette thèse :

Étape	Description	Implication du modèle de l'arbre	Résultats
Pré-traitements (optimisations)	Vérification du code de TOPSIS avec les études précédentes (tests négatifs et positifs)	Non applicable	Le code de TOPSIS utilisé fonctionne correctement.
	<p>Étude préliminaire: Analyses théoriques & Analyses expérimentales avec la normalisation linéaire de données</p> <p>Vérification des différences au niveau des résultats obtenus avec les données triangulaires floues des degrés d'appartenance des démarqueurs des membres de la catégorie d'oiseaux et avec leurs valeurs moyennes</p>	<p>Type de l'arbre: symétrique Nombre de démarqueurs marginaux : 0 pour l'anlayse théorique, 2 pour l'analyse expérimentale</p> <p>Pour les données triangulaires floues: $D_T = 0.416$ $D_E = 0.540$ $\delta_2 = 0.540 - 0.416 = 0.124$</p> <p>Pour leurs valeurs moyennes: $D_T = 0.258$ $D_E = 0.210$ $\delta_2 = 0.210 - 0.258 = 0.048$</p>	La valeur de δ_2 est moins grande dans les analyses avec les valeurs moyennes des données triangulaires floues que dans les analyses avec ces données.
	Vérification des différences au niveau des résultats obtenus avec la normalisation linéaire et la normalisation vectorielle	<p>Type de l'arbre: symétrique Nombre de démarqueurs marginaux : 0 pour l'anlayse théorique, 2 pour l'analyse expérimentale</p> <p>Pour les données triangulaires floues: $D_T = 0.183$ $D_E = 0.167$ $\delta_2 = 0.167 - 0.183 = 0.016$</p>	La valeur de δ_2 est moins grande lorsqu'on utilise la normalisation vectorielle.

Traitements de données	Traiter l'inconsistance des croyances épistémiques avec la considération de l'opposition logique (l'affirmation et la négation dans les réponses de l'individu aux questions similaires)	Les valeurs de δ_2 sont obtenues pour différentes considérations des valeurs moyennes maximales et minimales pour les démarqueurs marginaux de taille et de couleur suite à l'opposition logique due à la contradiction dans les réponses de l'individu aux questions traitées.	Les résultats montrent que le prototype perd sa position dans le classement des membres de la catégorie d'oiseaux chaque fois que l'individu considère que la taille ou la couleur du dernier membre de cette catégorie l'aide à le distinguer d'un membre d'une autre catégorie, et que sa réponse est en opposition par rapport à sa considération des démarqueurs marginaux des autres membres de la catégorie d'oiseaux. Ces résultats sont obtenus lors du traitement de ses réponses à deux questions par rapport au même démarqueur marginal ainsi que lors de leur traitement à quatre questions par rapport à deux démarqueurs marginaux. Le modèle de l'arbre prédit avec "la dynamique de démarcation" que le prototype perd sa position dans le classement des membres de la catégorie qu'on analyse et cela confirme les résultats obtenus avec TOPSIS modifié.
------------------------	--	--	--

<p>Modifications de TOPSIS pour obtenir une décision automatisée dans mon logiciel</p>	<p>Modification 1 pour faire l'analyse théorique</p>	<p>Cette modification dans l'algorithme de TOPSIS aide à mettre à zéro les valeurs des degrés d'appartenance normalisées pondérées peu importe la valeur de leur poids. Cette modification</p>	<p>L'algorithme devient autonome pour faire l'analyse théorique et il applique cette analyse avec la mise à zéro des valeurs des poids des degrés d'appartenance des démarqueurs marginaux des membres de la catégorie d'oiseaux lorsque l'individu ne considère pas ces démarqueurs dans la distinction de cette catégorie d'une autre catégorie (ex: la catégorie de mammifères ou celle de reptiles).</p>
	<p>Modification 2 pour faire la disjonction Łukasiewicz</p>	<p>Cette modification de TOPSIS aide à intégrer la formule de la disjonction Łukasiewicz pour que le calcul de la somme des valeurs des degrés d'appartenance des démarqueurs marginaux d'un (ou des) membre(s) de la catégorie d'oiseaux avec celles des démarqueurs marginaux d'un (des) membres d'une autre catégorie (ex: la catégorie de mammifères ou celle de reptiles) soit fait avec cet algorithm. La condition de la valeur maximale de 1.0 telle que considérée dans la disjonction Łukasiewicz est appliquée par cet algorithme.</p>	<p>L'algorithme devient autonome pour l'application de la disjonction Łukasiewicz et il fait la somme des degrés d'appartenance des démarqueurs marginaux des membres des deux catégories considérés. Lorsque la valeur 1.0 apparaît dans la sortie du TOPSIS, mon logiciel conclue que l'individu est dans le risque de confondre les deux catégories. La valeur augmentée du paramètre δ_i à partir de l'analyse avec le modèle de l'arbre confirme l'augmentation de la probabilité du croisement des catégories qu'on analyses et ces résultats confirment ceux qui sont obtenus avec TOPSIS concernant la confusion des catégories par l'individu.</p>

Post-traitements	Évaluation des résultats obtenus avec TOPSIS non modifié		Les résultats obtenus avec TOPSIS sont explicatifs pour les sciences cognitives notamment pour le problème de l'inconsistance des croyances épistémiques puisqu'on obtient la valeur non zéro chaque fois qu'il y a de telle inconsistance.
	Évaluation des résultats obtenus avec TOPSIS modifié		La perte du premier membre de la catégorie d'oiseaux (le prototype, c'est-à-dire le canadi A) est le premier résultat numérique de ce genre en informatique cognitive.
			On obtient les mêmes valeurs dans la sortie de TOPSIS suite à sa première modification que ceux qu'on obtient avec TOPSIS non modifié au niveau de l'analyse théorique. Ce résultat montre que l'algorithme modifié prend la décision automatiquement pour mettre à zéro les valeurs des poids des démarqueurs de taille et de couleur et donc les valeurs de ces colonnes dans la matrice normalisée pondérée deviennent zéro. Ce résultat montre que la première modification de cet algorithme a bien fonctionné.

			<p>La mise en valeur de 1.0 à la place des degrés d'appartenance de la taille et de la couleur pour le dernier membre de la catégorie d'oiseaux donne les mêmes résultats dans la sortie de TOPSIS comme ceux qu'on obtient avec la deuxième modification de cet algorithme avec la disjonction Łukasiewicz. Ce résultat montre que cette modification a bien fonctionné.</p>
--	--	--	---

BIBLIOGRAPHIE

- Agbonifo, O.C., Adewale, O. S., Alese, B.K. (2013). Design of a neurofuzzy-based model for active and collaborative online learning. *International Journal of Education and Research*, 1(10) :1-22.
- Aghdam, H., Jahani Heravi, E. (2017). *Guide to convolutional neural networks : A practical application to traffic sign detection and classification*. 101, Springer.
- Aitchison, J. (1998). Bad Birds and Better Birds : Prototype Theories. In Clark, V. P., P.A. Eschholz, A.F. Rosa (Eds.), *Language : Readings in Language and Culture*, New York : St. Martins Press, 225-238.
- Ali, T., Dutta, P. (2012). Methods to obtain basic probability assignment in evidence theory. *International Journal of Computer Applications*, 38(4) :46-51.
- Allen, C., (1998). Animal concepts. *Behavioral and Brain Sciences*, 21(1) :66.
- Al-Qazzaz, N.K., Ali, S.H., et al. (2014). Cognitive impairment and memory dysfunction after a stroke diagnosis : a post-stroke memory assessment. *Neuropsychiatric Disease and Treatment*, 10 : 1677-1691.
- Asghar, M.Z., Subhan, F., Imran, M., Kundi, F.M., Shamshirband, S., Mosavi, A., Csiba, P., Varkonyi-Koczy, A.R. (2019). Performance evaluation of supervised machine learning techniques for efficient detection of emotions from online content. *arXiv*, 1908.01587.
- Balioti, V., Tzimopoulos, C., Evangelides, C. (2018). Multi-criteria decision making using TOPSIS method under fuzzy environment. Application in Spilway selection. *Proceedings*, 2(11) :637.
- Barcus, A., Montibeller, G. (2008). Supporting the allocation of software development work in distributed teams with multi-criteria decision analysis. *Omega*, 36, 464-475.
- Batra, S. et al. (2018). Entity attribute value style modeling approach for archetype based data. *Information*, 9, 2.
- Baykasoğlu, A., Gölcük, I. (2015). Development of a novel multiple-attribute decision

making model via fuzzy cognitive maps and hierarchical fuzzy TOPSIS. *Information Sciences C*, 301 :75-98.

- Beaulac, G., Kenyon, T. (2016). The Scope of Debiasing in the Classroom. *Topoi*.
- Beddor, B., Goldstein, S. (2018). Believing epistemic contradictions. *The Review of Symbolic Logic*, 11(1) :87-114.
- Bendixen, L.D., Rule, D.C. (2004). An integrative approach to personal epistemology : A guiding model. *Educational Psychologist*, 39, 69-80.
- Bhasin, H. (2019). *Python Basics : A Self-Teaching Introduction*. Mercury Learning And Information LLC.
- Blunden, A. (2014). The Psychology of Concepts, dans *Concepts : A Critical Approach*, Haymarket Books.
- Bouchon-Meunier, B. (1999). *La logique floue, Que sais-je ?*, Presses Universitaires de France.
- Bråten, I., Strømsø, H.I., Ferguson, L.E. (2011). The role of epistemic beliefs in the comprehension of single and multiple texts, dans *Handbook of Individual Differences in Reading : Reader, Text, and Context*. P. Afflerbach (Ed.), 67-79, Routledge.
- Branch, M.A.J.W.A. (2018). *Artificial intelligence and operational-level planning : An emergent convergence*. Master's thesis, School of Advanced Military Studies, US Army Command and General Staff College, Fort Leavenworth, KS.
- Branka, S. (2019). *Étude des anomalies du métabolisme énergétique associées au syndrome de Noonan*. Thèse de doctorat, Université de Toulouse 3 - Paul Sabatier.
- Brewka, G., Niemelä, I., Truszczyński, M. (2008). Preferences and nonmonotonic reasoning. *Artificial Intelligence Magazine*, 29(4) :69-78.
- Brooks, L. R. (1978). Nonanalytic concept formation and memory for instances. In E. Rosch et B. B. Lloyd (dir.), *Cognition and Concepts*, 169-211, Lawrence Erlbaum.
- Buehl, M.M., Alexander, P.A. (2001). Beliefs about academic knowledge. *Educational Psychology Review*, 13, 385-418.
- Cai, Y., Li, G., Mick, T., Chung, S.H., Pham, B. (2005). *Ambient diagnostics*, (Ed.) : Ambient Intelligence for Scientific Discovery. LNAI 3345, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 224-247.
- Cant, R., Churchill, J., Al-Dabass, D. (2013). Using hard and soft artificial intelli-

- gence algorithms to simulate human go playing techniques. *Journal of Simulation*, 2(1) :31-49.
- Capurro, R. (2008). On Floridi's metaphysical foundation of information ecology. *Ethics and Information Technology*, 10 :167-173.
- Cerovac, I. (2018). Epistemic liberalism. *Prolegomena*, 17(1) :81-95.
- Chai, C.S. (2010). Teachers' epistemic beliefs and their pedagogical beliefs : A qualitative case study among Singaporean teachers in the context of ICT-supported performs. *The Turkish Online Journal of Educational Technology*, 9(4) :128-139.
- Chandler, M.J., Hallett, D., Sokol, B.W. (2002). Competing claims about competing knowledge claims. In *Personal epistemology : The psychology of beliefs about knowledge and knowing*, B. K. Hofer, P. R. Pintrich (Eds.), Mahwah, NJ : Erlbaum, 145-168.
- Chandrasekaran, B. (2011). Augmenting a cognitive architecture to support diagrammatic imagination. *Topics in Cognitive Science*, 3 :760-777.
- Chandrasekaran, B. et al. (1995). *Diagrammatic Reasoning : Cognitive and Computational Perspectives*. AAAI Press.
- Chandrasekaran, B. (2016). *Augmenting a cognitive architecture to support diagrammatic reasoning and imagination*, Conférence à l'École d'été en sciences cognitives sur le raisonnement. Université du Québec à Montréal.
- Chaplin, W.F., John, O.P., Goldberg, O.R. (1988). Conceptions of states and traits : Dimensional attributes with ideals as prototypes. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54(4) : 541-557
- Chartier, J.F., Meunier, J.G. (2011). Text mining methods for social representation analysis in large corpora. *Papers on Social Representations*, 20(37) :1-47.
- Chen, C.-T., Hung, W.Z. (2020). A two-phase model for personnel selection based on multi-type fuzzy information. *Mathematics*, 8, 1703.
- Chen, Y., Li, K.W, Liu, S.F. (2011). An OWA-TOPSIS method for multiple criteria decision analysis, An OWA-TOPSIS method for multiple criteria decision analysis. *Expert Systems with Applications*, 38 (5), 5205-5211.
- Çınar, N. (2015). Fuzzy TOPSIS method in group decision making and an application : Personnel selection. *Balkan Journal of Mathematics*, 3 :195-206.
- Cintra, M.E., Monard, M.-C., Camargo, H.D.A. (2009). *A comparative study on classic*

machine learning and fuzzy approaches for classification problems. Conference : Congress of the Tri-national Academy of Sciences.

- Clam, J. (2004). Qu'est-ce qu'un bien public ? Une enquête sur le sens et l'ampleur d'une socialisation de l'utilité. Dans *Trajectoire de l'immatériel*, CNRS Édition, 59-114, Paris.
- Costea, A. (2014). Applying fuzzy logic and machine learning techniques in financial performance predictions. *Procedia Economics and Finance*, 10, 4-9.
- Creignou, N., Papini, O., Pichler, R., Woltran, S. (2014). Belief revision within fragments of propositional logic. *Journal of Computer and System Sciences*, 80 :427-449.
- Dávid, I. (2019). *A Foundation for inconsistency management in model-based systems engineering*. PhD thesis, University of Antwerp.
- de Oliveira, V.A., Rojas-Medar, M.A. (2004). *Continuous-Time Optimization Problems via KT-Inconvexity*, UNICAMP, Campinas.
- Doder, D., Vesic, S. (2015). How to Decrease and Resolve Inconsistency of a Knowledge Base? *ICAART : Proceedings of the International Conference on Agents and Artificial Intelligence*, 2 :27-37.
- Dretske, F. (1983). Précis of knowledge and the flow of information. *The Behavioral and Brain Sciences*, 6 :55-90.
- Dretske, F. (1970). Epistemic Operators. *The Journal of Philosophy*, 67, 1007-23.
- Drouet, I. (2007). *Causalité et probabilités : réseaux bayésiens, propensionnisme*. Thèse de doctorat, Université Paris I.
- Duell, O.K., Schommer-Aikins, M. (2001). Measures of people's beliefs about knowledge and learning. *Educational Psychology Review*, 13, 419-449.
- Dunin-Kęplicz, b., Szalas, A. (2012). Epistemic profiles and belief structures. *KES International Symposium on Agent and Multi-Agent Systems : Technologies and Applications*, 360-369.
- Dugger, B.N., Dickson, D.W. (2017). Pathology of neurodegenerative diseases. *Cold Spring Harbor Perspectives in Biology*, 9(7) :a028035.
- Duhamel, C., Gouveia, L., Moura, P., de Souza, M.C. (2008). Models and heuristics for a minimum arborescence problem. *Networks*, 51(1) :34-47.

- Elouedi, Z., Mellouli, K., Smets, P. (2001). Belief decision trees : theoretical foundations. *International Journal of Approximate Reasoning*, 28 :91-124.
- Engel, P. (1997). Disposition à agir et volonté de croire. Dans *Subjectivité et conscience d'agir*, H. Grivois et J. Proust (eds.), Presses Universitaires de France.
- Erdem, A., Tari, S. (2010). A similarity-based approach for shape classification using Aslan skeletons. *Pattern Recognition Letters*, 31(13) :2024-2032.
- Erdoğan, M., Bilişik, O.N., Kaya, I., Baraçlı, H. (2013). A customer satisfaction model based on fuzzy TOPSIS and SERVQUAL methods, 5th International Conference on Applied Operational Research. *Proceedings, Lecture Notes in Management Science*, 5 :74-83.
- Ereshefsky, M. (2018). Natural kinds, mind independence, and defeasibility. *Philosophy of Science*, 85(5) :845-856.
- Ergu, D., Kou, G. (2013). Data inconsistency and incompleteness processing model in decision matrix. *Studies in Informatics and Control*, 22(4) :359-366.
- Estes, Z. (2002). Epistemic belief and semantic categorization. *Proceedings of the Twenty-Fourth Annual Conference of the Cognitive Science Society*, Routledge.
- Fahim, H., Li, W., Javaid, S., Fareed, M.M.S., Ahmed, G., Khattak, M.K. (2020). Fuzzy logic and bio-inspired firefly algorithm based routing scheme in intrabody nanonetworks. *Sensors*, 19, 5526.
- Faye, J. (2016). *Experience and Beyond : The Outline of A Darwinian Metaphysics*, Palgrave Macmillan.
- Fei, L., Hu, Y., Xiao, F., Chen, L., Deng, Y. (2016). A modified TOPSIS method based on D numbers and its applications in human resources selection. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016(3), 1-14.
- Festinger, L. (1957). *A Theory of Cognitive Dissonance*. California : Stanford University Press.
- Finnemann, N.O. (1999). *Thought, Sign and Machine - The Computer reconsidered*. Chapter 6, Akademisk Forlag, Copenhagen.
- Flecker, R.H., O'Neal, S.E., Townes, J.M. (2016). Evaluating healthcare claims for neurocysticercosis by using all-payer all-claims data. Oregon, 2010–2013, *Emerging Infectious Diseases*, 22(12) :2168-2170.
- Floridi, L. (2001). Information ethics : An environmental approach to the digital divide.

Philosophy in the Contemporary World, 9(1) : 1-7.

- Floridi, L. (2003). On the intrinsic value of information objects and the infosphere. *Ethics and Information Technology*, 4(4) :287-304.
- Francis, J.H.T. (2018). *The story illustrated* (Part III). Kindle Edition.
- Fuchs, C. (2016). Information ethics in the age of digital labour and the surveillance-industrial complex. *Information Cultures in the Digital*, Age 173-190.
- Garson, J.W. (2013). *Modal logic for philosophers*. Cambridge University Press.
- Gawronski, B., Brannon, S. (2019). What Is Cognitive Consistency and Why Does It Matter ?. In *Cognitive dissonance : Reexamining a pivotal theory in psychology*, (Edited by E. Harmon-Jones), second edition, American Psychological Association, 91-116.
- Gettier, E.L. (1963). Is justified true belief knowledge ? *Analysis*, 23 : 121-3.
- Girle, R.A. (2000). Positive agnosticism in belief revision. *Logic and Multi-agent Systems*, University of Otago, Dunedin New Zealand.
- Goldwater, M.B., Markman, A.B. (2011). Categorizing entities by common role. *Psychon Bull Rev*, 18 :406-413.
- Gouvard, P. (2020). *Explaining the variability of audiences' valuations : An approach based on market categories and natural language processing*. Thèse de doctorat, HEC, Jouy-en Josas.
- Hampton, J.A. (1998). Similarity-based categorization and fuzziness of natural categories. *Cognition*, 65 :137-165.
- Hampton, J.A., Estes, Z., Simmons, S. (2007). Metamorphosis : essence, appearance, and behavior in the categorization of natural kinds. *Memory and Cognition*, 35(7) :1785-1800.
- Hamurcu, M., Eren, T. (2020). Strategic planning based on sustainability for urban transportation : An application to decision-making. *Sustainability*, 12 :3589.
- Han, I. (2008). The effects of epistemic belief and discussion-facilitating strategy on interaction and satisfaction in online discussion. *Journal Of Interactive Learning Research*, 19(4) :649-662.
- Han, Y., Lu, Z., Du, Z., Luo, Q., Chen, S. (2018). A YinYang bipolar fuzzy cognitive TOPSIS method to bipolar disorder diagnosis. *Copmut Methods Programs*

Biomed, 158 :1-10.

- Hantschel, F., Bullerjahn, C. (2016). The use of prototype theory for understanding the perception and concept formation of musical styles. *International Conference for Music Perception and Cognition*, 14, San Francisco, USA.
- Harnad, S. (1990). The symbolic grounding problem. *Physica D*, 42, 335-346.
- Harteis, C., Gruber, H., Hertramph, H. (2010). How epistemic beliefs influence e-learning in daily work-life. *Educational Technology and Society*, 13 (3), 201-211.
- Hatami-Marbini, A., Ebrahimnejad, A., Lozano, S. (2017). Fuzzy efficiency measures in data envelopment analysis using lexicographic multiobjective approach. *Computers and Industrial Engineering*, 105.
- Hinojosa, A. S., Gardner, W. L., Walker, H. J., Cogliser, C., Gullifor, D. (2017). A review of cognitive dissonance theory in management research : Opportunities for Further Development. *Journal of Management*, 43(1), 170-199.
- Hintzman, D. L. (1986). Schema abstraction' in a multiple-trace memory model. *Psychological Review*, 93, 328-338.
- Hofer, B.K., Pintrich, P.R. (1997). The development of epistemological theories : Beliefs about knowledge and knowing and their relation to learning. *Review of Educational Research*, 67(1), 88-140.
- Hopkins, R. (2011). How to be pessimist about aesthetic testimony? *The Journal of Philosophy*, 108(3) :138-157.
- Hsieh, Y.-H., Tsai, C.-C. (2014). Students' scientific epistemic beliefs, online evaluative standards, and online searching strategies for science information : The moderating role of cognitive load experience. *Journal of Science Education and Technology*, 23 :299-308.
- Huang, W., Huang, Y.Y. (2012). Research on the performance evaluation of Chongqing electric power supply bureaus based on TOPSIS. *Energy Procedia*, 14 :899-905.
- Hüllermeier, E. (2005). Fuzzy methods in machine learning and data mining : Status and prospects. *Fuzzy Sets and Systems*, 156(3) :387-406.
- Hunter, D., Wilamowski, B. (2011). Parallel multi-layer neural network architecture with improved efficiency. *4th International Conference on Human System Interactions*, HSI IEEE.
- Hwang, C.L., Yoon, K. (1981). *Multiple attribute decision making : Methods and ap-*

- plications*. Springer-Verlag, New York.
- Iaria, G., Barton, J.J.S. (2010). Developmental topographical disorientation : a newly discovered cognitive disorder. *Experimental Brain Research*.
- Ichikawa, J.J. (2017). The analysis of knowledge, *The Stanford Encyclopedia of Philosophy*.
- Idri, A. (2003). *Un modèle intelligent d'estimation des coûts de développement de logiciels*. Thèse de doctorat, Université du Québec à Montréal.
- Inčiūraitė, K. (2010). Conceptual metaphors of sawel in Ælfric's catholic homilies, p. 160. *Respectus Philologicus*, 18(23) :159-169.
- Indahingwati, A., Wajdi, M.B.N., Susilo, D.E., Kurniasih, N., Rahim, R. (2018). Comparison analysis of TOPSIS and fuzzy logic methods on fertilizer selection. *International Journal of Engineering and Technology*, 7(2.3) :109-114.
- Jäger, C., (2004). Skepticism, information, and closure : Dretske's theory of knowledge. *Erkenntnis*, 61 :187-201.
- Javanbakht, T. (2016). *Logique floue et arborescence comme outils de modélisation des catégories en tant que prototypes*. Mémoire de maîtrise en philosophie, Université du Québec à Montréal.
- Javanbakht, T. (2020). *Être et pensée*. BouquinBec. S. Robert, J.F. Beaudin (Eds.), Montréal.
- Javanbakht, T. (2022). Analysis of nanoparticles characteristics with TOPSIS for their manufacture optimization. *Journal of Engineering Sciences*, 9(2) :C1-C8.
- Javanbakht, T., Chakravorty, S. (2022). Prediction of human behavior with TOPSIS. *Journal of Fuzzy Extension and Applications*, 3(2) :109-125.
- Jiang, J., Chen, Y.-W., Chen, Y.-W., Yang, K.-W. (2011). TOPSIS with fuzzy belief structure for group belief multiple criteria decision making. *Expert Systems with Applications*, 38 :9400-9406.
- Jiang, S., Hu, J., Manglee, C.L., Luo, J. (2022). Deep learning for technical document classification. *arXiv* : 2106.14269.
- Johansson, P. (2013). *Endocrine and diagnostic aspects of cognitive impairment*. Thèse, Université de Gothenburg, Suède.
- Jumarni, R.F., Zamri, N. (2018). A new concept of fuzzy TOPSIS and fuzzy logic in

- a multi-criteria decision, International Conference on Soft Computing and Data Mining. *Recent Advances on Soft Computing and Data Mining*, 161-170.
- Kaikhah, K., Doddameti, S. (2006). Discovering trends in large datasets using neural networks. *Applied Intelligence*, 24 :51-60.
- Kaplan, D. (1989). *Demonstratives*. Dans Almog et al. (eds.) 481-563.
- Keith, C. (2014). Theories and measurement of personality characteristics, dans *An Introduction to Psychological Assessment and Psychometrics*, SAGE, Los Angeles.
- Kenyon, T., Beaulac, G. (2014). Critical Thinking Education and Debiasing. *Informal Logic*, 34(4) :341-363.
- Kerwer, M., Rosman, T. (2018). Mechanisms of epistemic change - Under which circumstances does diverging information support epistemic development? *Frontiers in Psychology*, 9, 2278.
- Khalidi, M.A. (2016). Natural Kinds. In *The Oxford Handbook of Philosophy of Science*, chapter 19, (Ed. P. Humphreys).
- Khayut, B., Fabri, L., Avikhana, M. (2016). Modeling of computational systemic deep mind under uncertainty. *Procedia Computer Science*, 95 :135-144.
- Kneale, W. (1977). GILBERT RYLE 1900-1976. *Archives de Philosophie*, 40(3) :353-362.
- Krippendorff, K. (2009). Mathematical Theory of Communication. In *Encyclopedia of Communication Theory*, S.W. Littlejohn, K.A. Foss (Eds), Los Angeles, Sage, pp. 614-618.
- Kyburg, H.I.Jr. (2013). Knowledge and uncertainty, *arXiv*, 1304.3095.
- Lakoff, G. (1987). *Women, fire, and dangerous things : What categories reveal about the mind*. University of Chicago Press.
- Lakshmipriya, C.U., Sruthi, M. (2019). Impact of soil parameters on weather forecasts using soft computing. *Global Journal of Engineering Science and Researches*, 6(5) :423-433.
- Lau, H. (2019). Consciousness, metacognition, and perceptual reality monitoring. *PsyArXiv*.
- Laverny, N. (2007). Logique doxatique graduelle. *Annales du Lamsade*, 8 :325-332.
- Lazreg, M. (2012). QFD-TOPSIS-based model for managing Six Sigma DMAIC pro-

- cess in manufacturing. *International Journal of Manufacturing Technology and Management*, 23(3/4), 234-248.
- Le Blanc, B., Ermine, J.-L. (2007). A Shannon's theory of knowledge. In *Creating collaborative advantage through knowledge and innovation*, World Scientific Publishing Company Pte Ltd, pp. 51-68.
- Lederman, N.G., Abd-El-Khalick, F., Bell, R.L., schwartz, R.S. (2002). Views of nature of science questionnaire : Toward valid and meaningful assessment of learners' conceptions of nature of science. *Journal of Research Science Teaching*, 39(6) :497-521.
- Lele, S.R. (2020). How should we quantify uncertainty in statistical inference ? *Frontiers in Ecology and Evolution*, 8,35.
- Lentz, J.C. (2018). *A fuzzy architecture for robotics sensor information integration*. Mémoire de maîtrise, Université Saint Martin's, Washington.
- Leontev, M.I., Islenteva, V.I., Mikheev, A.V., Sviatov, K.V., Sukhov, S.V. (2019). The problem of neural networks communication. *Journal of Physics : Conference Series*, 1368, 052033.
- Li, P., Dai, C., Wang, W. (2018). Inconsistent data cleaning based on the maximum dependency set and attribute correlation. *Symmetry*, 10(10) :516.
- Li, M., Xu, H., Deng, Y. (2019). Evidential decision tree based on belief entropy. *Entropy*, 21 :897.
- Li, Y., Chen, J., Feng, L. (2013). Dealing with uncertainty :A survey of theories and practices. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 25(11) :2463-2482.
- Ligaya, K., Jolivald, A., Jitkritum, W., Gilchrist, L.D., Dayan, P., Paul, E. Mendl, M. (2016). Cognitive bias in ambiguity judgments : Using computational models to dissect the effects of mild mood manipulation in humans. *Plos One*, 11(11) :e0165840.
- Liu, W., Yue, K., Yue, M., Yin, Z., Zhang, B., (2018). A bayesian network-based approach for incremental learning of uncertain knowledge. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 26(1) :87-108.
- Liu, Z., Dou, Y., Yu, P.S., Deng, Y. (2020). Alleviating the inconsistency problem of applying graph neural network to fraud detection. *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information*

- Retrieval*, 1569-1572, arXiv :2005.00625.
- Liu, D., Tan, Y., Khoram, E., Yu, Z. (2018). Training deep neural networks for the inverse design of nanophotonic structures. *ACS Photonics*, 5, 4 :1365-1369.
- Lombardi, O., Holik, F., Vanni, L. (2016). What is Shannon information? *Synthese*, 193 :1983-2012.
- Lourenzutti, R., Krohling, R. (2016). A generalized TOPSIS method for group decision making with heterogeneous information in a dynamic environment. *Information Sciences*, 330 :1-18.
- Mahdavi, I., Mahdavi-Amiri, N., Armaghan, H. (2008). Designing a model of fuzzy TOPSIS in multiple criteria decision making. *Applied Mathematics and Computation*, 206(2) :607-617.
- Mange, D. (1990). Systèmes microprogrammés : Une introduction au magicien dans *Systèmes microprogrammés : une introduction au magicien*. Presses Polytechniques et Universitaires Romandes.
- Marion, M., Okada, M. (2013). Wittgenstein on Contradiction and Consistency : An Overview. *O que nos faz pensar*, 22(33) :50-79.
- Markman, A.B., Stilwell, H. (2001). Role-governed categories. *J Expt Theor Artif Intell*, 13 :329-358.
- McAdams, D.P., Pals, J.L. (2006). A New Big Five : Fundamental principles for an integrative science of personality. *American Psychologist*, 61(3) : 204-217.
- McGregor, S., Agres, K., Purver, M., Wiggins, G.A. (2015). From distributional semantics to conceptual spaces : A novel computational method for concept creation. *Journal of Artificial General Intelligence*, 6(1) :52-83.
- Medin, D. L. et Schaffer, M. M. (1978). Context theory of classification learning. *Psychological Review*, 85(3), 207-238.
- Meunier, J.G., Forest, D., Biskri, I. (2005). Classification and categorization in computer-assisted reading and texte-analysis, dans *Handbook of Categorization in Cognitive Science*, 955-978.
- Miao, D., Cai, Z., Li, J., Gao, X., Liu, X. (2020). The computation of optimal subset repairs. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 13(11) :2061-2074.
- Miandoab, P.S., Torshabi, A.E., Parandeh, S. (2019). Calculation of inter-and intra-fraction motion errors at external radiotherapy using a markerless strategy based

- on image registration combined with correlation model. *Iranian Journal of Medical Physics*, 16(3) :224-231.
- Miller, T., Muise, C. (2016). Belief update for proper epistemic knowledge bases. *Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1209-1215.
- Missonier, S. (2007). Psychanalyse et psychothérapie : étude comparative et critique des quatorze contributions publiées dans Le Carnet PSY. *Le Carnet PSY*, 9(122) :29-39.
- Mounoud, E. (2014). *L'inscription sociale des discours et des représentations stratégiques dans l'industrie de l'environnement*. Thèse, HEC Paris.
- Mourtzis, D., Fotia, S., Boli, N., Vlachou, E. (2019). Modelling and quantification of industry 4.0 manufacturing complexity based on information theory : a robotics case study. *International Journal of Production Research*, 57(22) :1-14.
- Muka, Z., Maraj, E., Kuka, S. (2017). Rainfall prediction using fuzzy logic. *International Journal of Innovative Science, Engineering and Technology*, 4(12) :2348.
- Nafria, J.M.D., Pérez-Montoro, M. (2011). Is information a sufficient basis for cognition? Part 1 : Critique of Dretske's approach. *Cognition, Communication, Cooperation (tripleC)*, 9(2) :358-366.
- Neisser, U. (1987). *Concepts and conceptual development : Ecological and intellectual factors in categorization*. Cambridge University Press.
- Nkambou, R., Kenfack, C., Robert, S., Brisson, J. (2015). The Design Rationale of Logic-Muse, an ITS for Logical Reasoning in Multiple Contexts. Springer, *Lecture Notes in Computer Science*, 9112 :738-742.
- Noël, L. (2007). Logique doxatique graduelle. *Annales du Lamsade, Archive Ouverte Hal*, 8, 325-332.
- Nosofsky, R. M. (1986). Attention, similarity, and the identification-categorization relationship. *Journal of Experimental Psychology : General*, 115, 39-57.
- Nosofsky, R. M. (1992). Exemplar-based approach to relating categorization, identification, and recognition. In F. G. Ashby (dir.), *Multidimensional Models of Perception and Cognition*, 363-393. Lawrence Erlbaum.
- O'Connor, J.K. (2012). Category mistakes and logical grammar : Ryle's husserlian tutelage. *Symposium*, 16(2) :235-250.

- Oh, K.E. (2017). Types of personal information categorization : Rigid, fuzzy, and flexible. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 68 : 1491-1504.
- Oliveira, A.S. et al. (2021). Multiple criteria decision making and prospective scenarios model for selection of companies to be incubated. *Algorithms*, 14, 111.
- Pachoud, B. (2012). Se rétablir de troubles psychiatriques : un changement de regard sur le devenir des personnes. *L'Information psychiatrique*, 88 :257-66.
- Pandelea, A., Budescu, M., Covatariu, G. (2015). Image processing using artificial neural networks. *The Bulletin of the Polytechnic Institute of Jassy, Construction Architecture Section*, p. 9-22.
- Peng, D.H., Gao, C.Y., Wu, L.X. (2011). TOPSIS-Based Multi-Criteria Group Decision Making under Heterogeneous Information Setting. *Advanced Materials Research*, 378-379 : 525-530.
- Petkov, G., Petrova, Y. (2019). Relation-based categorization and category learning as a result from structural alignment. *Frontiers in Psychology*, 10, 563.
- Plechawska-Wójcik, M., Tokovarov, M., Kaczorowska, M., Zapała, D. (2019). A three-class classification of cognitive workload based on EEG spectral data. *Applied Sciences*, 9, 5340.
- Pokorny, J. (2018). *Automatic subject indexing and classification using text recognition and computer-based analysis of tables of contents*, ELPUB.
- Porzel, R. (2011). *Contextual computing : models and applications*. Springer.
- Psycharis, S., Botsari, E., Chatzarakis, G. (2014). Examining the effects of learning styles, epistemic beliefs and the computational experiment methodology on learners' performance using the easy Java simulator toon in the stem discipline. *Journal of Educational Computing Research*, 51(1) :91-118.
- Rafi, S., Akbar, M.A., Alsanad, A., Yu, W. (2020). Multicriteria based Decision Making of DevOps Data Quality Assessment Challenges using Fuzzy TOPSIS. *IEEE Access*, PP(99) :1-1.
- Rai, P., Lal, A. (2016). Google PageRank algorithm : Markov chain model and hidden Markov model. *International Journal of Computer Applications*, 138(9) :9-13.
- Rajji, T.K., Voineskos, A.N. et al. (2013). Cognitive performance of individuals with schizophrenia across seven decades : A study using the MATRICS Consensus Cognitive Battery. *Am. J. Geriatr. Psychiatry*, 21(2) : 108-118.

- Ravi, K., Singh, S. (2013). Bayesian network for uncertainty representation in semantic web : A survey. *International Journal of Computer Applications Technology and Research*, 2(5) :530-538.
- Robert, S. (2005). Categorization, reasoning and memory. In H. Cohen et C. Lefebvre (dir.), *Handbook of categorization in cognitive science*, Elsevier, 699-717.
- Robert, S., Nkambou, R. (2016). *Logic Muse : An intelligent tutoring system for the teaching of logic*. Conférence à l'École d'été en sciences cognitives sur le raisonnement, Université du Québec à Montréal.
- Robert, S., Brisson, J. (2016). The Klein group, squares of opposition and the explanation of fallacies in reasoning. *Logica Universalis*, 10(2-3) :377-392.
- Roberts, C. (2004). Context dans dynamic interpretation. Dans Laurence Horn and Gregory Ward (eds.) *Handbook of Contemporary Pragmatic Theory*, Blackwell.
- Roberts, C. (2016). *Constrained Practical Reasoning in Linguistic Interpretation*. Conférence à l'École d'été en sciences cognitives sur le raisonnement, Université du Québec à Montréal.
- Robson, J. (2005). Norms of belief and norms of assertion in aesthetics, *Philosophers' imprint*, 15(6) :1-19, 2015.
- Rokach, L., Maimon, O. Decision trees. In *The Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*, O. Maimon, L. Rokach (Eds), pp.165-192.
- Rosch, E. (1973). Natural categories. *Cognitive psychology*, 4(3), 328-350.
- Rosch, E. et al. (1977). Human categorization. *Studies in Cross-cultural Psychology*, 1, 1-49.
- Rosch, E. et al. (2002). Principles of categorization, dans *Foundations of cognitive psychology : Core readings*, D. J. Levitin (Ed.), 251-270, MIT Press.
- Rosch, E. (1999). Principles of categorization. In E. Margolis et S. Laurence (dir.), *Concepts : core readings*. MIT Press, *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 40 :403-425.
- Rosch, E., Olivier, D.C. (1972). The structure of the color space in naming and memory for two langages. *Cognitive Psychology*, 3(2) :337-354.
- Rosch, E., Mervis, C.B. (1975). Family resemblances : Studies in the internal structure of categories. *Cognitive Psychology*, 7(4) :573-605.

- Rosch, E., Mervis, C.B., Gray, W.D., Johson, D.M., Boyes-Braem, P. (1976). Basic objects in natural categories. *Cognitive Psychology*, 8 :382-439.
- Rosch, E. (2011). Slow lettuce : Categories, dans *Concepts, Fuzzy Sets, and Logical Deduction, Concepts and fuzzy logic*, Eds. R. Belohlavek and G.J. Klir, The MITT Press, 89-121.
- Rosen, T., Shimony, S.E., Santos, E.Jr. (2004). Reasoning with BKBs – algorithms and complexity. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 40 :403-425.
- Roszkowska, E. (2020). The extention rank ordering criteria weighting methods in fuzzy environment. *Operations Research and Decisions*, 30(2) :91-114.
- Rothkirch, M., Overgaard, M., Hesselmann, G. (2018). Editorials : Transitions between consciousness and unconsciousness. *Frontiers in Psychology*, 9, 20(1-3).
- Roussin, D. (2009). *La logique quantique comme le fondement de la métaphysique de la mécanique quantique*. Thèse de doctorat, Université du Québec à Montréal.
- Ruiz-Garzón, R., Rufián-Lizana, A., Hernández-Jiménez, B. (2015). Optimality in continuous-time multiobjective optimization and vector variational-like inequalities. *TOP*, 23 :198–219.
- Sařabun, W. (2013). The mean error estimation of TOPSIS method using a fuzzy reference models. *Journal of Theoretical and Applied Computer Science*, 7(3) :40-50.
- Sařabun, W. (2013). Normalization of attribute values in TOPSIS method. *Creative Time*, 4, pp.180-186.
- Salmeron, J.L., Vidal, R., Mena-Nieto, A. (2012). Ranking fuzzy cognitive map based scenarios with TOPSIS. *Expert Systems with Applications*, 39(3) :2443-2450.
- Salton, G., McGill, M.J. (1983). Text analysis and automatic indexing, dans *Introduction to Modern Information Retrieval*, McGraw-Hill, 52-117.
- Salton, G. (1988). Automatic text indexing using complex identifiers, *ACM Conference on Document Processing Systems*, 135-144.
- Sarmanho, F.S., Souza, P.S.L. Souza, S.R.S., Simão, A.S. (2008). *Structural testing for semaphore-based multithread programs*. M. Bubak et al. (Eds.) : ICCS 2008, Part I, Springer-Verlag Berlin Heidelberg LNCS 5101, pp. 337-346.
- Schulz, M., Roßnagel, C.S. (2010). Informal workplace learning : An exploration of age differences in learning competence. *Learning and Instruction*, 20 :383-399.

- Schwitzgebel, E. (2019). *Belief*. Stanford Encyclopedia of Philosophy.
- Shannon, C. (1948). A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal*, University of Illinois Press, 27 :379-423, 623-656.
- Sarma, V.M., Abate, A.Y. (2014). A New decision tree approach to image data mining and segmentation. *International Journal of Engineering Research and Development*, 10(5) :16-25.
- She, H.-C., Lin, H.-S., Huang, L.-Y. (2019). Reflections on and implication of the programme for international student assessment 2015 (PISA 2015) performance of students in Taiwan : The rôle of epistemic beliefs about science in scientific literacy. *J Res Sci Teach*, 56 :1309-1340.
- Shenoy, P.P., Shafer, G. (2013). An axiomatic framework for bayesian and belief-function propagation. *arXiv*, 1304.2374 :307-314.
- Shrag, Y. (2011). *Entre survie et liberté : Réflexions philosophiques sur la notion de libre-arbitre à la lumière des neurosciences cognitives*. Mémoire de maîtrise, Université de Lausanne, Alaska Native Medical Center.
- Smith, R. (2017). Aristotle's Logic, *Stanford Encyclopedia of Philosophy*.
- Sorkin, J., Cherry, R., Russell, T. (2006). *BHS Treatment Guidelines for Cognitive Disorders*. Alaska Native Medical Center.
- Sousa, M., Almeida, M.F., Calili, R. (2021). Multiple criteria decision making for the achievement of the UN sustainable development goals : A systematic literature review and a research agenda. *Sustainability*, 13, 4129.
- Sperber, D., Wilson, D. (1985). Loose talk. *Proceedings of the Aristotelian Society*, 153-71.
- Stafford, M.-C. (2008). *Étude du choix d'un modèle d'arborescence en régression logistique 4-nomiale selon l'effet de la valeur des paramètres*. Mémoire de maîtrise, Université du Québec à Montréal.
- Stalnaker, R. (1979). *The possible and the actual*. Ithaca and London : Cornell U. Press.
- Stalnaker, R. (1998). On the representation of context. *Journal of Logic, language and information*, 7 :3-19.
- Sutton-Charani, N., Destercke, S., Denoeux, T. (2013). Learning decision trees from uncertain data with an evidential EM approach. *12th International Conference on Machine Learning and Applications*, IEEE.

- Tamrabet, Y. (2010). *Contribution aux tracés des diagrammes de phases des systèmes binaires par utilisation de la logique floue et du traitement d'images*. Mémoire de maîtrise en physique, Université de Batna.
- Telles, M. A. (2008). *Python Power : The Comprehensive Guide*. Thomson Course Technology.
- Temuçin, T. (2019). Multi-Criteria Decision Making : A Cast Light Upon the Usage in Military Decision Process. Chapter 8 in *Operations Research for Military Organizations*, 155-184.
- Thabtah, F., Peebles, D., Retzler, J., Hathurusingha, C. (2020). A review of dementia screening tools based on Mobile application. *Health and Technology*.
- Thornber, K.K. (1992). A new look at fuzzy-logic inference. *Proceedings IEEE International Conference on Fuzzy Systems*.
- Torabi, M.H., Raghibdust, S. (2015). Cognitive representation of the Persian category 'flower' based on the prototype theory. *Language and Linguistics*, 11(21) :89-115.
- Torshabi, A.E. Riboldi, M., Fooladi, A.A.I., Mosalla, S.M.M., Baroni, G. (2013). An adaptive fuzzy prediction model for real time tumor tracking in radiotherapy via external surrogates. *Journal of Applied Clinical Medical Physics*, 14(1) :102-114.
- Trambouze, P.J. (2006). Structuring information and entropy : Catalyst as information carrier. *Entropy*, 8(3) :113-130.
- Triantaphyllou, E., Lin, C.-T. (1996). Development and evaluation of five fuzzy multiattribute decision-making methods. *International Journal of Approximate Reasoning*, 14 :281-310.
- Uraon, K.K., Kumar, S. (2016). Analysis of defuzzification method for rainfall event. *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, 5(1) :341-354.
- Vanessa, R. (2014). *Analyse du dépistage des comorbidités chez le patient VIH*. Thèse de doctorat en médecine, Université de Nice Sophia-AntiPolis.
- Varachiu, C.M., Varachiu, N. (2002). A fuzzy paradigm approach for the cognitive process of categorization. *Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Cognitive informatics*, 229-232.
- Vidaillet, B. (2001). Cognitive processes and decision making in crisis situation. In *Organizational cognition : Computation and interpretation*, (Eds. T.K. Lant et Z. Shapira), Lawrence Erlbaum Associates, Publishers, Mahwah.

- Wade, T.J., Cairney, J., Pevalin, D.J. (2002). Emergence of gender differences in depression during adolescence : National panel results from three countries. *Journal of the American Academy of Child and Adolescent Psychiatry*, 41(2) :190-98.
- Wang, W., Cai, Y., Wang, T. (2022). Multi-view dual attention network for 3D object recognition. *Neural Computing and Applications*, 34 :3201-3212.
- Watson, E. (2020). The slippery business of measuring beliefs : Lessons from a failed attempt at developing an instrument to measure teachers' epistemic beliefs about physics knowledge. *Electronic Journal for Research in Science and Mathematics Education*, 24(2) :119-140.
- Weiskopf, D. A. (2011). Concepts, theory-theory of. In J. Fieser et B. Dowden (dir.), *Internet Encyclopedia of Philosophy*.
- Wu, K. (2017). Good : Relaxation between order and disorder - A critique of an absurd ethics simply using the size of entropy as criterion. *Proceedings*, 1(3) :136-138.
- Yadav, V., Karmakar, S., Kalbar, P.P., Dikshit, A.K. (2019). Pytops : A Python based tool for TOPSIS. *SoftwareX*, 9 :217-222.
- Yang, J.-B., Sen, P. (1994). A general multi-level evaluation process for hybrid MADM With uncertainty. *IEEE Transactiond on Systems, Man and Cybernetics*, 24 :1458-147.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338-353.
- Zadeh, L. A. (1973). Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. *IEEE Systems Transactions on Man and Cybernetics*, (1) :28-44.
- Zhang, L., Wang, T., Li, H., Huang, B. (2019). Agent evaluation based on multi-source heterogeneous information table using TOPSIS. *Advanced Engineering Informatics*, 42 :100971.
- Zhang, Z., Zhuang, F., Zhu, H., Shi, Z., Xiong, H., He, Q. (2020). Relational graph neural network with hierarchical attention for knowledge graph completion. *The Thirty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 9612-9619.