

## Résumé

Les systèmes de transport intelligents introduisent des domaines de recherche stimulants combinant différentes disciplines dans le but de rendre la mobilité plus sûre et plus efficace. Les systèmes d'aide à la conduite émergent en ce sens pour promouvoir la sécurité du conducteur et de réduire les erreurs de décisions intrinsèques à la nature humaine. Un des défis est la détection ou la compréhension du contexte à l'aide de différentes sources d'information données et leur combinaison pour générer une représentation complète de l'environnement, qui peut être utilisée pour la prise de décision.

Cette thèse vise à construire un modèle d'information contextuelle et à élaborer une architecture logicielle de fusion d'informations généralisable qui puisse prendre en charge la spécificité des données issues de différentes sources dans la hiérarchie de l'information contextuelle. La difficulté principale est que l'information disponible n'est pas toujours fiable et que les incertitudes sont hétérogènes. La théorie des fonctions de croyance - un formalisme de l'incertain plus flexible que les probabilités - est le cadre théorique utilisé pour représenter et quantifier l'incertitude imputable au contexte et combiner différentes sources d'information.

**Mots clés :** incertitude en intelligence artificielle, théorie des fonctions de croyance, systèmes de transport intelligents, fusion d'informations

Mohammed BENALLA  
FUSION D'INFORMATIONS ET PRISE DE DECISION DANS LA  
THEORIE DES FONCTIONS DE CROYANCE : APPLICATIONS AUX  
SYSTEMES DE TRANSPORT INTELLIGENTS

2015



Université Hassan 1<sup>er</sup>  
Centre d'Études Doctorales



Faculté des Sciences et Techniques  
Settat

## THÈSE DE DOCTORAT

Pour l'obtention de grade de Docteur en Informatique

Formation Doctorale : Mathématiques Appliquées et Informatique

Spécialité : Informatique

Sous le thème

**Fusion d'informations et prise de  
décision dans la théorie des fonctions  
de croyance : applications aux systèmes  
de transport intelligents**

Présentée par :

**Mohammed BENALLA**

Soutenu le : 09 Juin 2021

A l'Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Berrechid devant le jury composé de :

Pr. Jamal ZAH	PES	Université Hassan 1 <sup>er</sup> , FSJEG Settat	Président
Pr. Rabha Allaoui	PES	Université Ibn Tofail, EST Kénitra	Rapporteuse
Pr. Abdeljalil Elouardighi	PES	Université Hassan 1 <sup>er</sup> , FSJEG Settat	Rapporteur
Pr. Abderrahim Tragha	PES	Université Hassan II, FS Ben M'sik	Rapporteur
Pr. Abdeljali Sakat	PH	Université Hassan 1 <sup>er</sup> , ENSA Berrechid	Examineur
Pr. Boujemâa Achchab	PES	Université Hassan 1 <sup>er</sup> , ESEF Berrechid	Directeur de Thèse
Pr. Hamid Hrimech	PH	Université Hassan 1 <sup>er</sup> , ENSA Berrechid	Co-Directeur de Thèse

Année Universitaire : 2020/2021

UNIVERSITÉ HASSAN PREMIER

THÈSE DE DOCTORAT

**Formation**

*Mathématiques Appliquées et Informatique*

---

**Fusion d'informations et prise de décision  
dans la théorie des fonctions de croyance :  
applications aux systèmes de transport  
intelligents**

---

*Auteur :*  
Mohammed BENALLA

*Directeurs de thèses :*  
Pr. Boujemâa ACHCHAB  
Pr. Hamid HRIMECH

*Une thèse soumise en réponse aux exigences  
du diplôme Docteur en Intelligence Artificielle*

**Ecole Nationale des Sciences Appliquées**  
**Laboratoire Analyse et Modélisation des Systèmes et Aide à la Décision**

15 juin 2021

*« S'il y a tant d'accidents sur les routes, c'est parce que nous avons des voitures de demain, conduites par des hommes d'aujourd'hui sur des routes d'hier. »*

Pierre-Jean Vaillard (LE HÉRISSON VERT)

UNIVERSITÉ HASSAN PREMIER

## *Résumé*

Ecole Nationale des Sciences Appliquées

Laboratoire Analyse et Modélisation des Systèmes et Aide à la Décision

### **Fusion d'informations et prise de décision dans la théorie des fonctions de croyance : applications aux systèmes de transport intelligents**

par Mohammed BENALLA

Les systèmes de transport intelligents introduisent des domaines de recherche stimulants combinant différentes disciplines dans le but de rendre la mobilité plus sûre et plus efficace. Les systèmes d'aide à la conduite émergent en ce sens pour promouvoir la sécurité du conducteur et de réduire les erreurs de décisions intrinsèques à la nature humaine. Un des défis est la détection ou la compréhension du contexte à l'aide de différentes sources d'information données et leur combinaison pour générer une représentation complète de l'environnement, qui peut être utilisée pour la prise de décision.

Cette thèse vise à construire un modèle d'information contextuelle et à élaborer une architecture logicielle de fusion d'informations généralisable qui puisse prendre en charge la spécificité des données issues de différentes sources dans la hiérarchie de l'information contextuelle. La difficulté principale est que l'information disponible n'est pas toujours fiable et que les incertitudes sont hétérogènes. La théorie des fonctions de croyance - un formalisme de l'incertain plus flexible que les probabilités - est le cadre théorique utilisé pour représenter et quantifier l'incertitude imputable au contexte et combiner différentes sources d'information.

**Mots clés :** incertitude en intelligence artificielle, théorie des fonctions de croyance, systèmes de transport intelligents, fusion d'informations

## *Remerciements*

Tout d'abord, je tiens à remercier mes directeurs de thèse, Boujemâa Achchab et Hamid Hrimech, pour leur patience, leur aide, la pertinence de leurs conseils.

Je suis également reconnaissant à Rabha Allaoui, Abdeljalil Elouardighi et Abderrahim Tragha pour m'avoir fait l'honneur de rapporter sur ce mémoire. Je remercie également Jamal Zahi, qui a présidé le jury réuni pour ma soutenance. Je les remercie tous pour leurs remarques et leurs critiques constructives.

Nombreux sont ceux qui m'ont fait partager leur expérience de chercheur au cours de ces dernières années. Je souhaite ainsi remercier, dans le désordre alphabétique, Yassin Zaim, Soufian Abja, Ayoub Elgasmi, Reda Ahroum, Amine Essadik, Ghizlane Moutabir, Meriem Bahij, Khadija Saoudi. Je garde une pensée particulière pour Yassin Benhammou, qui m'a fait connaître le GPGPU.

Le travail présentée dans ce mémoire est le fruit de cinq ans de travail au sein du laboratoire LAMSAD, au département Mathématiques et Informatique de l'ENSA Berrechid. Je souhaite exprimer ma gratitude à tous les membres qui s'attachent à y rendent le travail plus agréable : notamment, les secrétaires et les membres de la cellule logistique, dont j'ai apprécié l'aide.

Ce travail de recherche s'inscrit dans le cadre de programme des bourses d'excellences octroyées par le CNRST. Ainsi, je prends l'occasion pour les remercier vivement.

Enfin, j'adresse ma profonde gratitude et ma reconnaissance à ma famille et à mes amis, pour leur soutien au cours de ces années.

# Table des matières

<b>Résumé</b>	<b>ii</b>
<b>Remerciements</b>	<b>iii</b>
<b>Table des figures</b>	<b>vii</b>
<b>Liste des tableaux</b>	<b>ix</b>
<b>Liste des abréviations</b>	<b>xi</b>
<b>Liste des notations</b>	<b>xii</b>
<b>Introduction Générale</b>	<b>1</b>
0.1 Contexte de recherche et motivations . . . . .	1
0.2 Structure de thèse . . . . .	3
<b>1 Systèmes de Transport Intelligents : généralités et fusion d'informations</b>	<b>5</b>
1.1 Introduction . . . . .	5
1.2 Méthodes de fusion d'informations dans les STI . . . . .	10
1.2.1 Méthodes Probabilistes . . . . .	10
1.2.2 Méthodes de Logique Floue . . . . .	11
1.2.3 Méthodes Possibilistes . . . . .	12
1.3 Taxonomie des applications des STI . . . . .	13
1.4 Conclusion . . . . .	19
<b>2 Théorie des Fonctions de Croyance : fondements et apports</b>	<b>20</b>
2.1 Introduction . . . . .	20
2.2 Interprétation de la théorie des fonctions de croyance . . . . .	21
2.2.1 Cadre de discernement « Frame of evidence » . . . . .	21
2.2.2 Fonctions de croyance . . . . .	24
2.3 Fusion d'informations . . . . .	28
2.3.1 Opérateur de Dempster . . . . .	29
2.3.2 Loi disjonctive . . . . .	30
2.3.3 Opérateur prudent de Denœux . . . . .	31
2.3.4 Combinaison mixte . . . . .	31
2.4 Opérations sur le cadre de discernement . . . . .	33
2.4.1 Affaiblissement « Discounting » . . . . .	33
2.4.2 Extension vide et marginalisation . . . . .	34
2.4.3 Raffinement et grossissement « Refinement and Coarsening » . . . . .	36
2.4.4 Conditionnement et déconditionnement . . . . .	36
2.5 Prise de décision . . . . .	37
2.5.1 Maximum des fonctions de croyance . . . . .	38
2.5.2 Décision pignistique de Smets . . . . .	38

2.5.3	Règle de décision avec coût . . . . .	38
2.6	Estimation des fonctions de masse . . . . .	40
2.6.1	Estimation à base de vraisemblance . . . . .	40
2.6.2	Estimation à base de $k$ plus proches voisins . . . . .	41
2.7	Conclusion . . . . .	41
<b>3</b>	<b>L'aide à la conduite, vers un modèle fondé sur les fonctions de croyance</b>	<b>42</b>
3.1	Introduction aux ADAS . . . . .	42
3.2	Modèle de raisonnement et détection du contexte . . . . .	45
3.2.1	Approche principale de détection du contexte . . . . .	45
3.2.2	Modèle Mathématique . . . . .	47
3.2.3	Opérations d'inférence heuristique . . . . .	49
3.3	Aide à la conduite et prise de décision . . . . .	51
3.3.1	Application à l'activité de conduite . . . . .	51
3.3.2	Résultats numériques et discussion . . . . .	59
3.3.3	Système de calcul distribué et raisonnement probatoire . . . . .	66
3.4	Conclusion . . . . .	67
<b>4</b>	<b>Algorithmes de fusion et accélération de calcul pour l'aide à la conduite</b>	<b>69</b>
4.1	Introduction . . . . .	69
4.2	Opérateur de Dempster, propriétés et spécificités . . . . .	71
4.2.1	Formulation . . . . .	72
4.2.2	Analyse de complexité . . . . .	73
4.3	Approche théorique et algorithme . . . . .	74
4.4	Fusion des données et algorithmes massivement parallèles . . . . .	76
4.4.1	Pattern Fork/Join . . . . .	76
4.4.2	Analyse expérimentale . . . . .	78
4.4.3	Calcul GPGPU et algorithmes massivement parallèles . . . . .	86
4.4.4	Analyse expérimentale . . . . .	87
4.5	Conclusion . . . . .	89
<b>5</b>	<b>Caractérisation et gestion de l'incertitude dans le comportement de choix : implication émotionnelle dans l'intelligence artificielle</b>	<b>91</b>
5.1	Introduction aux ATIS . . . . .	91
5.2	Incertitude dans le choix d'itinéraire . . . . .	93
5.2.1	Caractérisation de l'incertitude . . . . .	93
5.2.2	Théorie « Cumulative Prospect » . . . . .	93
5.3	Modèle de choix d'itinéraire . . . . .	94
5.3.1	Mesures d'encadrement . . . . .	95
5.3.2	Fonction de valuation . . . . .	95
5.3.3	Mesures préférentielles . . . . .	96
5.4	Prise de décision et réaction sous incertitude . . . . .	97
5.4.1	Raisonnement probatoire . . . . .	97
5.4.2	Représentation des poids de décision . . . . .	99
5.4.3	Principaux résultats . . . . .	101
5.5	Conclusion . . . . .	102
	<b>Conclusion Générale</b>	<b>103</b>
<b>A</b>	<b>Liste des publications</b>	<b>105</b>
A.1	Revue Internationales avec Comité de Lecture . . . . .	105
A.2	Conférences Internationales avec Actes . . . . .	105

A.3 Communications Nationales et Internationales sans Actes (sélection) . 105

**Bibliographie** 107



# Table des figures

1.1	Vue d'ensemble des systèmes de transport intelligents. . . . .	6
1.2	Modèle JDL pour la fusion des données. . . . .	6
1.3	Une taxonomie des algorithmes de détection, de classification et d'identification. . . . .	7
1.4	Exemple de fusion de données pour le cas du maintien du fil pour un véhicule autonome. . . . .	8
1.5	Enjeux d'imperfection de données adressés par un problème de fusion de données. . . . .	8
1.6	Les imperfections de données et les théories mathématiques de traitement associées. . . . .	9
2.1	Représentation géométrique de quelques types de fonctions de masse. . . . .	23
2.2	De gauche à droite, diagrammes de Venn des fonctions $bel(A)$ et $pl(A)$ . . . . .	28
2.3	Formes d'ignorance dans le cadre des fonctions de croyance. . . . .	28
2.4	Illustration de l'extension vide (en bas) et de marginalisation (en haut) . . . . .	35
2.5	Grossissement $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$ de cadre $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4\}$ , défini par un raffinement $\rho(\{\theta_1\}) = \{\omega_1, \omega_2\}$ , $\rho(\{\theta_2\}) = \{\omega_3, \omega_4\}$ . . . . .	36
2.6	Conditionnement du sous-ensemble $B$ . . . . .	37
3.1	Représentation graphique du réseau de raisonnement probatoire contextuel pour l'association de données. . . . .	46
3.2	Construction d'un <i>graphe</i> pour 4 services de villes intelligentes où les services sont associés par des arêtes (à gauche) ou par des sommets (à droite). . . . .	47
3.3	Exemple réduit d'une représentation graphique d'un réseau d'évidences pour l'activité de conduite. . . . .	51
3.4	Des valeurs des fonctions de crédibilité et de plausibilité empilées pour chaque DSA en période de <i>soir</i> . . . . .	61
3.5	Exemple de simulation à petite échelle de l'étude de cas. . . . .	66
4.1	Représentation graphique de la somme orthogonale. . . . .	72
4.2	Représentation graphique de stade de fission pour 8 cadres de discernement où $g = 2$ . . . . .	74
4.3	Représentation graphique de stade de fusion pour 8 cadres de discernement où $g = 2$ . . . . .	75
4.4	Représentation graphique de stade de fusion pour 4 cadres de discernement sous FJP où $g = 2$ . . . . .	77
4.5	Performances de l'algorithme pour différents $k$ sous la méthode séquentielle dans certains modèles CPU où $g = 2$ . . . . .	79
4.6	Comparaison des performances de l'algorithme pour différents $k$ sous les méthodes séquentielle (à gauche) et parallèle (à droite) avec 2 threads dans certains modèles CPU où $g = 2$ . . . . .	81

4.7	Comportements séquentiel et parallèle des performances de l'algorithme pour différents $k$ sous CPU i5-4690 où $g = 2$ . . . . .	83
4.8	Comportements parallèle des performances de l'algorithme en termes d'accélération moyenne pour l'ensemble des $k$ à différents niveaux de parallélisme sous CPU i7-4850 où $g = 2$ . . . . .	83
4.9	Accélération moyenne pour l'ensemble des $k$ par chaque modèle CPU à deux niveaux de parallélisme où $g = 2$ . . . . .	84
4.10	Philosophie de conception des GPUs et CPUs (conception NVIDIA). . . . .	86
4.11	Performances de l'algorithme sous différentes implémentations versus TBB ( <b>petits échantillons</b> ). . . . .	87
4.12	Performances de l'algorithme sous différentes implémentations versus TBB ( <b>échantillons moyens</b> ). . . . .	88
4.13	Performances de l'algorithme sous différentes implémentations versus TBB ( <b>grands échantillons</b> ). . . . .	88
4.14	Accélération moyenne de l'algorithme selon diverses implémentations par taille d'échantillon versus TBB. . . . .	89
4.15	Performances de l'algorithme sous différentes implémentations pour l'ensemble des $k$ . . . . .	89
4.16	Comportements d'accélération pour l'ensemble des $k$ . . . . .	90
5.1	Vue d'ensemble des systèmes de transport intelligents. . . . .	92
5.2	Représentation graphique de la fonction de valuation $v(x)$ avec $\alpha = \beta = 0.45$ et $\lambda = 2.25$ . . . . .	95
5.3	Représentation géométrique de certains patterns de la relation évidence-proposition. . . . .	98
5.4	Représentation graphique de la fonction de pondération $w^+(p)$ avec $\delta = 0.6$ et $\beta = 0.7$ . . . . .	101

# Liste des tableaux

1.1	Comparaison des méthodes de fusion de données usuelles. . . . .	15
1.2	Comparaison des méthodes de fusion de données usuelles (suite). . . . .	16
1.3	Techniques algorithmiques de fusion données et leurs applications dans les STI. . . . .	17
1.4	Techniques algorithmiques de fusion données et leurs applications dans les STI (suite). . . . .	18
2.1	Exemples de domaines d'application de la théorie des fonctions de croyance. . . . .	21
2.2	Des exemples de fonctions de masse sur le cadre de discernement $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}$ . . . . .	23
2.3	Différentes représentations de la connaissance de l'état d'un patient susceptible d'une pathologie grave dans la cadre de la théorie des fonctions de croyance . . . . .	27
2.4	Représentations de la connaissance de l'état d'un patient susceptible d'une pathologie grave par deux fonctions de masse. . . . .	32
3.1	Cadres de discernement (FoE) des données sensorielles externes (SI) . . . . .	53
3.2	Cadres de discernement (FoE) des données sensorielles internes (SI) . . . . .	53
3.3	Cadres de discernement (FoE) et taux d'affaiblissement . . . . .	54
3.4	Exemples de relation de compatibilité . . . . .	55
3.5	Produit des parts de croyance des fonctions de masse $m_1$ et $m_2$ . . . . .	58
3.6	Les valeurs de croyance de DA avec un seul capteur actif combinées au service <i>mobility</i> . . . . .	59
3.7	Valeurs de croyance de DA avec un certain nombre de capteurs actifs à toutes les phases du jour . . . . .	63
3.8	Valeurs de croyance de DA avec un capteur actif combinées à un service dans différents scénarios . . . . .	64
3.9	Valeurs de croyance de DA avec un capteur actif combinées avec différents services dans différents scénarios . . . . .	64
3.10	Valeurs de croyance de sous-activité d'accélération combinées avec les services <i>living</i> et <i>environment</i> , cas d'âge <i>junior age</i> et météo <i>hot</i> à toutes les périodes du jour . . . . .	65
3.11	Valeurs de croyance de DA avec plus de capteurs actifs combinées avec plusieurs services dans différents scénarios . . . . .	65
4.1	Temps d'exécution de la méthode séquentielle pour la granularité $g = 2$ . . . . .	79
4.2	Temps d'exécution de la méthode parallèle sous 2 <i>threads</i> pour $g = 2$ . . . . .	80
4.3	Temps d'exécution de la méthode parallèle sous 4 <i>threads</i> pour $g = 2$ . . . . .	80
4.4	Temps d'exécution de la méthode parallèle sur CPU i7-4850HQ pour $g = 2$ . . . . .	82
4.5	Performance de la méthode parallèle sur CPU E5-2697v4 pour $g = 2$ . . . . .	82
4.6	Spécifications techniques des nœuds de calcul . . . . .	85

4.7 Dimension des échantillons par chaque collection de cadres de discernement . . . . . 85

# Liste des abréviations

<b>ADAS</b>	<b>Advanced Driver Assistance Systems</b>
<b>AID</b>	<b>Automatic Incident Detection</b>
<b>ALPR</b>	<b>Automatic License Plate Recognition</b>
<b>ATIS</b>	<b>Advanced Traveller Information Systems</b>
<b>ATMS</b>	<b>Advanced Transportation Management Systems</b>
<b>BPA</b>	<b>Basic Probability Assignment</b>
<b>CPT</b>	<b>Cumulative Prospect Theory</b>
<b>CPU</b>	<b>Central Processing Unit</b>
<b>CUDA</b>	<b>Cmpute Unified Device Architecture</b>
<b>DATMO</b>	<b>Detection And Tracking of Moving Objects</b>
<b>ECC</b>	<b>Error Correcting Code</b>
<b>FCD</b>	<b>Floating Car Data</b>
<b>FJP</b>	<b>Fork Join Pattern</b>
<b>FoE</b>	<b>Frame of Evidence</b>
<b>GDDR</b>	<b>Graphics Double Data Rate</b>
<b>GPGPU</b>	<b>General Purpose processing on Graphics Processing Unit</b>
<b>GPU</b>	<b>Graphics Processing Unit</b>
<b>IoT</b>	<b>Internet of Things</b>
<b>JADE</b>	<b>Java Agent DEvelopment</b>
<b>JDL</b>	<b>Joint Directors of Laboratories</b>
<b>LIDAR</b>	<b>Laser Imaging Detection And Ranging</b>
<b>MCT</b>	<b>Modèle des Croyances Transférables</b>
<b>NP</b>	<b>Nondeterministic Polynomial</b>
<b>QoS</b>	<b>Quality of Service</b>
<b>RaDAR</b>	<b>Radio Detection And Ranging</b>
<b>STL</b>	<b>Standard Template Library</b>
<b>STI</b>	<b>Systèmes de Transport Intelligents</b>
<b>TBB</b>	<b>Threading Building Blocks</b>
<b>V2I</b>	<b>Vehicule to Ifrastructure</b>
<b>V2V</b>	<b>Vehicule to Vehicule</b>

# Liste des notations

## Généralités

$x$	variable d'intérêt.
$\Omega = \cup_{i=1}^n \{\omega_i\}$	ensemble fini des valeurs pouvant être prise par $x$ , appelé cadre de discernement ou univers de discours.
$2^\Omega$	ensembles des parties de $\Omega$ .
$A, B$	des sous-ensembles de $\Omega$ .
$ A $	cardinal de $A$ , le nombre d'éléments de $\Omega$ présents dans $A$ .
$A^c$	complémentaire de $A$ dans $\Omega$ .
$\Theta = \cup_{j=1}^k \{\theta_j\}$	un cadre de discernement.
$[0, 1]$	ensemble des données réel compris entre 0 et 1.
$\llbracket 1; p \rrbracket$	ensemble des entiers naturels compris entre 1 et $p$ .
$x^{(i)}$	vecteur colonne.
$L(\cdot \cdot)$	fonction de vraisemblance.
$\mathcal{L}(\cdot \cdot)$	fonction de log-vraisemblance.
$\mathcal{K}_n$	un graphe complet.
$\mathcal{S}$	ensemble de sommets.
$\mathcal{E}$	ensemble d'arêtes.
$\mathcal{O}(g)$	mesure de complexité temporelle, appelé notation grand- $\mathcal{O}$ .

## Fonctions de croyance

$m$	fonction de masse.
$m^*$	fonction de masse normalisée.
$bel$	fonction de crédibilité.
$pl$	fonction de plausibilité.
$q$	fonction de communalité.
$b$	fonction d'implicabilité.
$\mathcal{M}(\Omega)$	ensemble des fonctions de masse définies sur $2^\Omega$ .
$\Gamma$	<i>multi-valued mapping</i> .
${}^\alpha m$	fonction de masse $m$ affaiblie par un taux d'affaiblissement $\alpha$ .
${}^\alpha m$	fonction de masse $m$ contextuellement affaiblie par un vecteur d'affaiblissement $\alpha$ .
$m^{\uparrow(\Omega \times \Theta)}$	extension vide de $m$ sur l'espace produit $\Omega \times \Theta$ .
$m^{(\Omega \times \Theta)\downarrow}$	marginalisation de $m$ sur l'espace produit $\Omega \times \Theta$ .
$m(\cdot B)$	conditionnement du sous-ensemble $B$ .
$\cap$	combinaison conjonctive.
$\cup$	combinaison disjonctive.
$\oplus$	combinaison conjonctive normalisée (opérateur de Dempster).
$\otimes$	combinaison mixte.
$\wedge$	combinaison par opérateur prudent de Dencœur.
$\Theta_{X \times Y}$	relation de compatibilité.
$C_{\Theta_X \rightarrow \Theta_Y}$	<i>compatibility mapping</i> .

**Prise de décision**

$\tilde{h}_b$	maximum de crédibilité.
$\tilde{h}_p$	maximum de plausibilité.
$betP$	probabilité pignistique.
$R$	règle de décision a base de fonction de coût.
$R_*, R^*$	mesures de risque inférieure et supérieure.

**Cumulative prospect theory**

$f$	prospect incertain.
$\pi$	poids de décision.
$\nu$	fonction de valuation.
$\xi$	capacité du Choquet.
$w$	fonction de pondération.

*Dédiée à mon père, à ma mère et à mes frères*



# Introduction Générale

## 0.1 Contexte de recherche et motivations

Le besoin de conférer une plus grande autonomie à la machine, de la substituer à l'individu pour la réalisation de tâches répétitives, a contribué au développement du traitement automatique des données, et en particulier la détection et l'identification des objets et de l'information contextuelle. Cette discipline qui implique l'informatique, les mathématiques appliquées et la statistique, est à présent reconnue comme domaine de recherche à part entière. L'un des thèmes majeurs de ce domaine de recherche est les systèmes de transport intelligents qui sont devenus un axe de recherche de plus en plus intéressant, tant dans l'industrie que dans les institutions de recherche.

Au cours des dernières décennies, l'industrie automobile a pu livrer des véhicules plus sophistiqués avec autant de fonctionnalités intelligentes que possible. Les systèmes d'aide à la conduite « Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) » émergent en ce sens pour promouvoir la sécurité du *conducteur* et réduire les erreurs de décisions relatives à la nature humaine et qui sont les principales causes des accidents routiers et engendrent chaque année environ 1.2 million de morts et 50 millions de personnes handicapées ou blessées dans le monde (MARTÍN et al., 2014).

Plusieurs systèmes d'aide à la conduite, qui font aujourd'hui l'objet de recherches pour les véhicules intelligents, sont fondés sur les technologies de l'intelligence artificielle et sur la fusion des données et d'informations issues des sources distinctes. Des exemples de sources d'informations sont les cameras stéréos, les radars, les capteurs ultrasons et les capteurs Lidar 2D et 3D. Ces sources d'information sont incontournables pour développer l'objectif des véhicules intelligents et améliorer la prise de décision. Par ailleurs, l'ensemble des tâches fournis par un système de véhicule intelligent expert comprennent le pilotage automatique, y compris les véhicules autonomes appelés aussi véhicules sans conducteur, l'assistance à la navigation, la détection d'obstacles mobiles, la détection de signalisation routière, l'étude de comportement, les notifications d'avertissement, l'assistance au freinage et le stationnement automatique.

Les systèmes d'aide à la conduite peuvent être scindés en deux types à savoir les systèmes d'assistance basés sur l'information et les systèmes d'assistance basés sur la manipulation (GARCIA, 2014). Le premier type se concentre sur la surveillance simultanée de l'environnement pour assister le conducteur dans les opérations de conduite et l'avertir dans des scénarios dangereux comme la détection et le suivi des objets. Le deuxième type quant à lui permet d'intervenir physiquement en prenant le contrôle total du véhicule pour atténuer et éviter les situations dangereuses, par exemple les systèmes de freinage automatique.

Cependant, un système de véhicule intelligent actuel est incapable de faire face à tous les scénarios possibles que puissent rencontrer un conducteur dans la conduite.

La technologie des sources d'information en raison de ses limites par exemple la portée de détection, de son incertitude de mesure par exemple le dysfonctionnement et la fiabilité de détection et de son hétérogénéité par exemple des distributions de données différentes n'est pas en mesure de fournir les données complètes requises par un système d'aide à la conduite. Pour obtenir la meilleure connaissance possible de l'environnement entourant le véhicule, il est important d'inclure toutes les informations accessibles, mais aussi de savoir dans quelle proportion les informations recueillies sont fiables.

Dans ce domaine, la fusion des données ou d'informations doit tenir compte des spécificités des données à toutes les étapes du processus de fusion, d'une part les spécificités liées à l'imperfection des données telle que l'imprécision, l'incomplétude, l'ambiguïté, le conflit, etc. D'autre part l'amélioration et l'interprétation de la connaissance du monde observé pour le décrire le mieux possible tel qu'il est. Sur ce point, les dernières recherches consistent à combiner plusieurs *Classifiers* entraînés dans le but d'améliorer leurs performances individuelles à déterminer la solution optimale. Sur la base de la même idée, l'utilisation de plusieurs algorithmes pour adresser l'imperfection associées aux sources de données dans un système d'aide à la conduite s'avère potentiel.

La motivation de ce travail de thèse est de repousser la fusion des données vers la détection ou la compréhension du contexte afin de construire un modèle d'information contextuelle et d'élaborer une architecture logicielle de fusion de données généralisable qui puisse prendre en charge la spécificité des données issues de différentes sources dans le modèle de l'information contextuelle. L'information contextuelle est un sujet néotérique dans la fusion des données qui permet par l'utilisation des informations spécifiques et expertes dans le monde d'intérêt, d'améliorer les algorithmes de détection classiques, aussi de développer les performances de raisonnement. Ainsi, le contexte est une source d'information puissante qui peut être utilisée à la fois pour transformer les données sources ou brutes en informations et connaissances mais également pour acquérir de nouvelles connaissances.

En revanche, la quantification de l'incertitude ou de l'imperfection de données est pertinente lors de la fusion des sources car elle apporte la connaissance de l'incertitude sur le contexte. Ainsi, un autre défis de ce travail de recherche est de proposer une méthodologie capable de gérer les différentes natures d'incertitude. Il est donc intéressant d'étudier des modèles d'incertitude assez expressifs dans un cadre unique pour mieux représenter le contexte.

Depuis l'antiquité, le problème de l'incertitude avec son étendue est largement étudié dans le cadre de la théorie des probabilités. Toutefois, la théorie des probabilités ne couvre que l'aspect aléatoire des données, et ne peut pas faire face ni à l'imprécision, ni à l'incomplétude qui sont indissociables aux données incertaines. Par conséquent, de nombreuses théories ont été développées au cours les dernières années pour construire des représentations plus puissantes. Cette thèse se propose de traiter ce problème dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance, aussi connue sous le nom de théorie de Dempster-Shafer. Cette théorie généralise la théorie des probabilités. Ainsi, la théorie des fonctions de croyance offre un formalisme éprouvé et efficace pour représenter et combiner une grande variété de données incertaines. La motivation derrière le choix de cette théorie peut être caractérisée par les raisons suivantes :

- le niveau relativement élevé de développement théorique parmi les théories non traditionnelles pour caractériser l’incertitude,
- la connexion avec la théorie des probabilités et la théorie des ensembles,
- le grand nombre des exemples d’application en ingénierie pendant les dix dernières années,
- la faculté de représenter et de combiner différents types de part de croyance provenant de sources multiples.

## 0.2 Structure de thèse

Ce manuscrit s’articule autour de sept chapitres principaux.

Le deuxième chapitre est dédié à l’état de l’art de la fusion des données dans les systèmes de transport intelligents. Nous commencerons par étudier les concepts fondamentaux de certaines modèles de fusion d’information et leurs applications dans les différentes classes des systèmes de transport intelligents. Par la suite, nous nous attarderons sur les approches de représentation de l’incertitude, y compris les approches probabilistes et non probabilistes. Un comparatif sur ces approches avec une liste des travaux de recherche par chaque classe des systèmes de transport intelligents est fourni à la fin de chapitre, pour illustrer les raisons du choix de la théorie des fonctions de croyance et mettre en relation cette thèse avec les travaux existants.

Le troisième chapitre introduit les éléments fondamentaux de la théorie des fonctions de croyance - un cadre alternatif pour le raisonnement sous incertitude - qui seront utilisés dans le cadre de cette thèse, notamment, les bases mathématiques, la modélisation des masses, la combinaison et la prise de décision.

Dans le quatrième chapitre, nous aborderons le problème du raisonnement probatoire « evidential reasoning » sur l’information du contexte pour l’assistance à la conduite en se basant sur une série de techniques de traitement de l’information. Plus précisément, la théorie des fonctions de croyance et des opérations d’inférence heuristique pour parvenir à un consensus dans l’inférence automatique de l’activité de conduite quotidienne. Ce système est très différent des autres propositions existantes, car il traite conjointement le comportement de conducteur et les conditions de l’environnement de conduite. Une étude de cas comprenant divers scénarios d’expériences est présentée pour estimer les informations comportementales sur la base de données synthétiques pour la prévision, la prescription et l’analyse des politiques. Nos expériences ont débouché sur des résultats prometteurs, qui incitent à la réflexion et encouragent la poursuite des recherches.

Le cinquième chapitre propose une approche algorithmique de calcul massivement parallèle pour la règle de combinaison de Dempster - un opérateur puissant de fusion de données - basée sur le concept d’algorithmes de conquête et de division. La proportion de tâches bénéficiant d’une amélioration est de  $p = 1 - \frac{2}{k}$ , d’où  $\frac{k}{2}$  d’accélération maximale théorique selon la loi d’Amdahl. Nous avons testé notre algorithme dans différents cadres expérimentaux et nous avons observé que la nouvelle approche de calcul parallèle a non seulement donnée les meilleurs résultats en version CPU mais a également surpassé la version GPU en utilisant la librairie Thrust CUDA dans presque tous les scénarios d’expérience.

Le sixième chapitre met l’accent sur un modèle de choix d’itinéraire sous incertitude basé sur l’observation continue du trajet. Ce modèle peut assister les voitures autonomes à définir la politique d’itinéraire adéquate pour les voyageurs en

se basant sur l'apprentissage du comportement psychologique des voyageurs face au risque et incertitude. Il s'appuie sur les développements récents dans la théorie des fonctions de croyance. Compte tenu du comportement imprécis lié au risque et à l'incertitude, la théorie « Cumulative Prospect » est introduite pour saisir des attitudes flexibles face au risque et à l'incertitude.

Enfin, nous terminerons le présent mémoire par une conclusion générale dans laquelle nous résumons l'ensemble de nos travaux et présenterons quelques perspectives de recherche.

## Chapitre 1

# Systemes de Transport Intelligents : généralités et fusion d'informations

### 1.1 Introduction

L'intérêt porté aux systèmes de transport intelligents (STI) remonte aux années 90. Basés sur la technologie de nouvelle génération, en particulier l'Internet des Objets (IoT), les STI ont pour objectif d'optimiser au mieux les coûts globaux liés au trafic routier et d'améliorer l'expérience de l'utilisateur sur des réseaux routiers souvent complexes. Le développement rapide des technologies de l'information et de communication (NTIC) et de capacité de calcul et ceux de capteurs ont permis le lancement de grands projets des STI. L'Union Européenne a entrepris deux projets, le premier nommé « DRIVE », dédiée à l'infrastructure routière pour la sécurité des véhicules et le deuxième nommé « PROMETHEUS », développé pour promouvoir un système de circulation avec une efficacité supérieure et une sécurité inédite (FAOUZI, LEUNG et KURIAN, 2011a). Développé par le Japon, le projet « RACS » avait pour but d'améliorer le système de communication infrastructure-véhicule (FAOUZI et KLEIN, 2016). En cette période, les Etats-Unis furent investis dans les systèmes routiers pour les véhicules intelligents (GARCIA, 2014).

Les STI sont désormais équipés d'un plus grand nombre de capteurs possible (Cf. figure (1.1)). Sans que la liste soit exhaustive, on y trouve les capteurs du type caméras de surveillance, les systèmes de localisation globale (GPS), les téléphones cellulaires, les véhicules de sonde « probe vehicle », les lecteurs des plaques d'immatriculation et les boucles électromagnétiques. Récemment, les véhicules connectés comprennent une large panoplie de capteurs sophistiqués comme les gyroscopes, les capteurs Lidar et les caméras 3D. La fusion de ces sources de données est perçue, à juste titre, comme une réponse bien adaptée aux besoins opérationnels des centres de gestion du trafic et des opérateurs d'informations sur le trafic, ainsi permettant d'atteindre leur objectif plus efficacement.

La fusion d'information est donc la combinaison de plusieurs sources pour améliorer la qualité de l'inférence ou pour décrire au mieux possible la réalité observée. Très communément employée dans les applications militaires et robotiques, récemment, elle connaît un grand essor dans les différents champs des STIs. Dans cette partie, nous introduisons quelques modèles de fusion d'information et leurs applications dans les domaines des STIs avec une concentration sur les travaux qui utilisent la théorie des fonctions de croyance.



FIGURE 1.1 – Vue d’ensemble des systèmes de transport intelligents.  
(Source CEREMA [A])

Historiquement, le « Joint Directors of Laboratories » (JR, 1990 ; STEINBERG, BOWMAN et WHITE, 1999) du ministère de défense américaine est responsable du développement de la majorité des modèles de fusion de données et des techniques de traitement de l’information. A l’origine le modèle JDL avait pour objectif de soutenir l’identification et le suivi des objets militaires, revisité par la suite par de nombreux chercheurs, en particulier R. Sumner (SUMNER, 1991), dans le domaine du transport afin d’améliorer la planification et la gestion des flux du trafic sur les réseaux routiers. Le modèle du traitement JDL (Cf. figure (1.2)), qui se veut généralisé et utile dans plusieurs domaines d’application, identifie les processus, les fonctions, les catégories de techniques spécifiques applicables à la fusion de données ou d’information. Les différents niveaux du traitement sont définis comme suit :

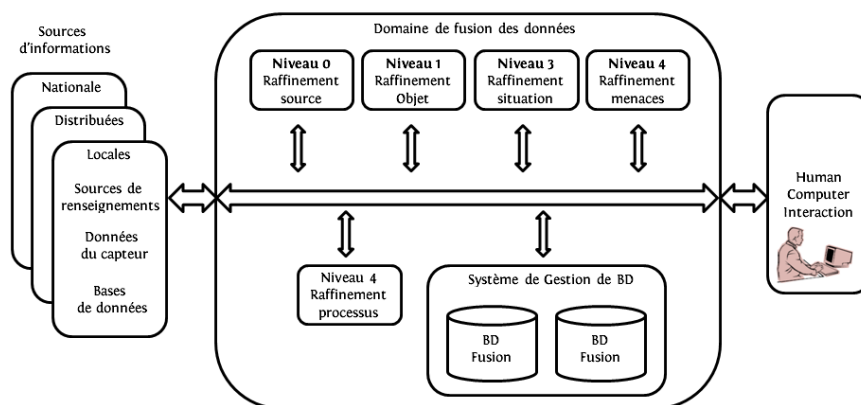


FIGURE 1.2 – Modèle JDL pour la fusion des données.

- **Niveau 0** : correspond au pré-traitement des données des sources contributives, spécifiquement l’estimation à travers certaines opérations qui consistent à normaliser, formater, classer, ordonner et compresser les données sources (KLEIN, 2011 ; II, HALL et LLINAS, 2008).
- **Niveau 1** : correspond au niveau bas du traitement qui résulte en l’estimation et discrimination précise au moyen de fusion des capteurs (KLEIN, 2011 ; II, HALL et LLINAS, 2008). Une taxonomie des différents algorithmes utilisés pour la détection, la classification et l’identification est donnée en (Cf.

- figure (1.3)) (KLEIN, 2011). Par exemple, dans la gestion du trafic, l'identification des objets passe par la combinaison des sources de données jugées pertinentes comme les données issues des capteurs Lidar, Radar et Caméras.
- **Niveau 2** : s'intéresse au traitement de l'ensemble des relations entre les éléments agrégés, notamment les relations physiques, organisationnelles, informationnelles ou perceptuelles, susceptibles d'expliquer les événements observés (KLEIN, 2011 ; II, HALL et LLINAS, 2008).
  - **Niveau 3** : estime le résultat de divers plans lorsqu'ils interagissent les uns avec les autres et avec l'environnement (KLEIN, 2011 ; II, HALL et LLINAS, 2008). A ce stade, il est possible de prédire et d'évaluer les modèles résultant de l'environnement routier.
  - **Niveau 4** : vise à améliorer le processus de fusion de données pour l'efficacité en affinant constamment les prévisions et les évaluations et en examinant la nécessité des sources d'information supplémentaires (KLEIN, 2011 ; II, HALL et LLINAS, 2008 ; FAOUZI, LEUNG et KURIAN, 2011b).

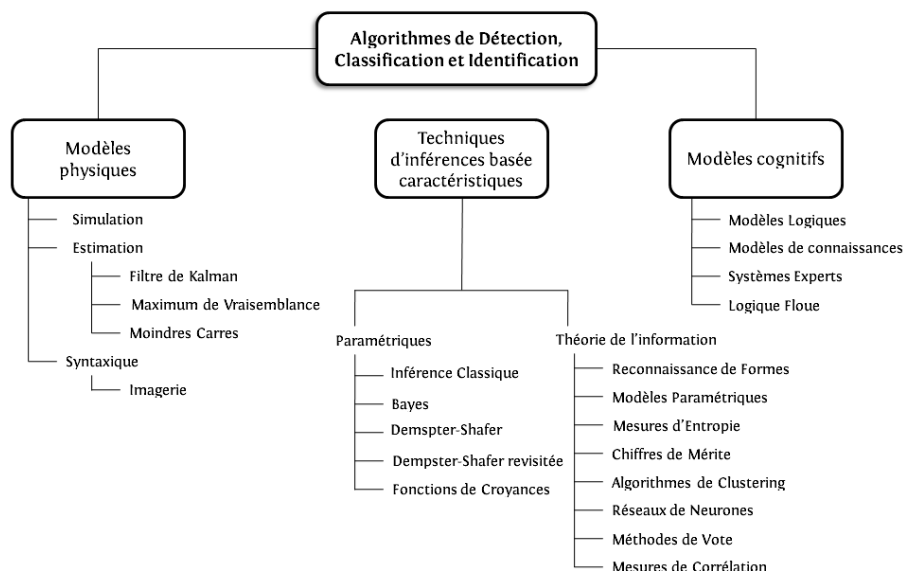


FIGURE 1.3 – Une taxonomie des algorithmes de détection, de classification et d'identification.

Dans la figure (1.4), on propose un exemple de fusion de données résumant le modèle JDL pour le cas du maintien du fil pour un véhicule autonome. Bien que le modèle JDL est populaire, de nombreuses lacunes ont été rapportées, ce qui a conduit à introduire plusieurs propositions d'extensions tentant de les atténuer (STEINBERG, BOWMAN et WHITE, 1999 ; LLINAS et al., 2004). D'autres alternatives de même ampleur sont désormais accessibles, en particulier le framework de Dasarathy (DASARATHY, 1994), le modèle de Goodman (GOODMAN, MAHLER et NGUYEN, 1997) et le framework de Kokar (KOKAR, TOMASIK et WEYMAN, 2004).

L'ensemble des enjeux adressés par un problème de fusion données ou d'information est associé directement à l'imperfection et à la diversité des technologies des sources utilisées tel que les capteurs, ainsi que de la nature de l'environnement de l'application. Ces derniers sont regroupés dans la figure (1.5). Cette taxonomie proposée par (KHALEGHI et al., 2013) tire davantage des travaux de pionniers de

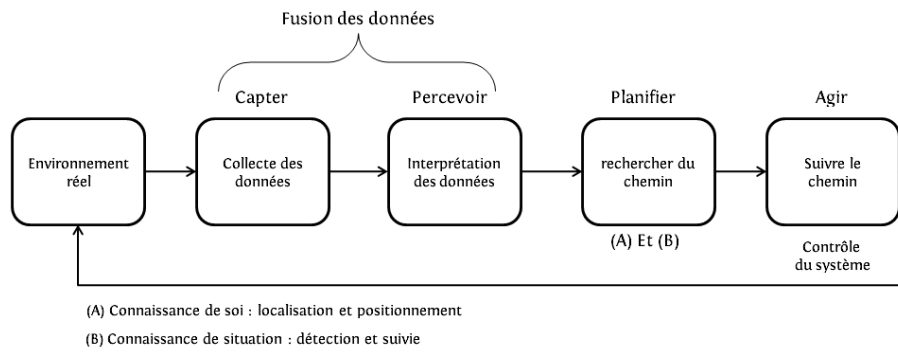


FIGURE 1.4 – Exemple de fusion de données pour le cas du maintien du fil pour un véhicule autonome.

Smets (SMETS, 1997) et ceux récents de Dubois et Prade (DUBOIS et PRADE, 2010). Dans l'ordre d'agir sur chaque aspect d'imperfection de données lors de la fusion, des approches mathématiques spécifiques aux domaines d'application ont été développées (SHERIDAN, 1991). On distingue trois classes d'approches mathématiques majeures, relevant des domaines des Statistiques, des Probabilités et de l'Intelligence Artificielle. Celles-ci comprennent une panoplie de méthodes tel que l'inférence classique, l'inférence Bayésienne (SHERIDAN, 1991), la théorie des fonctions de croyances (SHAFER, 1976a), la théorie de possibilité (ZADEH, 1999), la théorie des ensembles approximatifs (PAWLAK, 1992), la logique floue (ZADEH, 1965a), la méthode de vote (KLEIN, 2011) et les réseaux de neurones (KLEIN, 2011). Une description détaillée des différentes approches et algorithmes associés peuvent être trouvés dans (KLEIN, 2011 ; FAOUZI et KLEIN, 2016). En figure (1.6), les aspects d'imperfections de données et les théories de traitement mathématiques correspondant sont montrés.

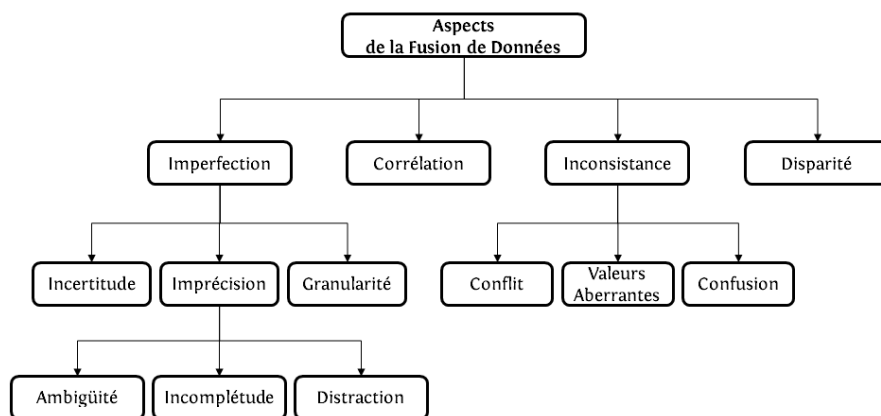


FIGURE 1.5 – Enjeux d'imperfection de données adressés par un problème de fusion de données.

Toutefois l'application des techniques de fusion de données à la modélisation des systèmes complexes n'est pas d'actualité (WALTZ, 1990 ; YIFENG ZHOU, LEUNG et YIP, 1997 ; FAOUZI, LEUNG et KURIAN, 2011b), leur utilisation suscite un intérêt croissant dans les systèmes du transport. Au cours des 20 dernières années, la littérature en ingénierie du trafic connaît des contributions importantes dans la fusion



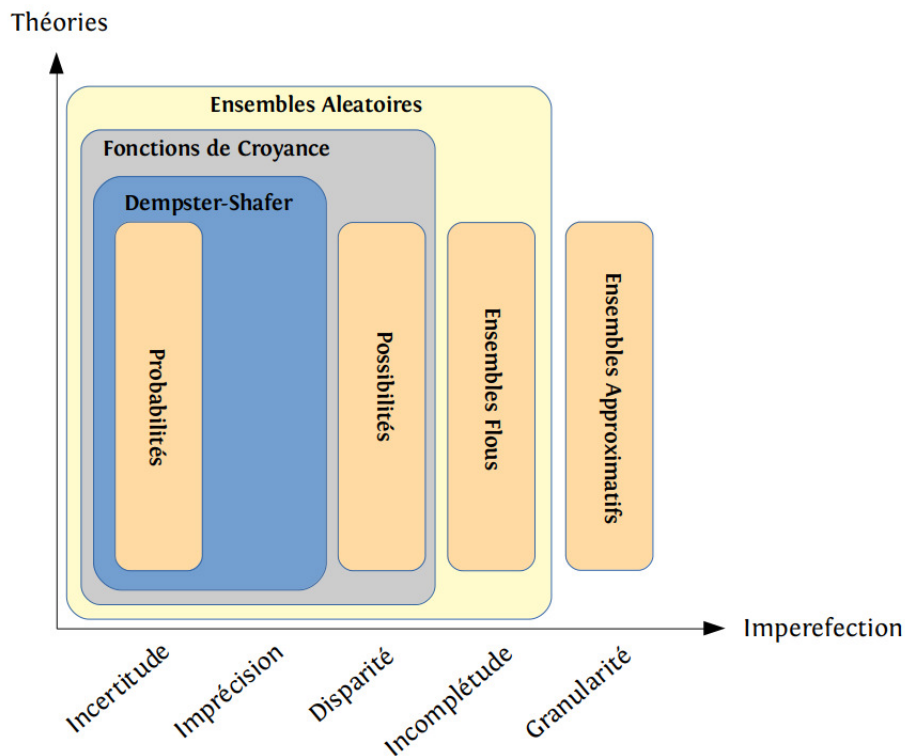


FIGURE 1.6 – Les imperfections de données et les théories mathématiques de traitement associées.

de données et coïncide surtout avec l'avènement des STI. Ces derniers sont désormais considérés comme l'infrastructure la plus pertinente par le processus de fusion de données mais aussi la plus difficile (KEEVER, SHIMIZU et SEPLOW, 2003 ; FAOUZI, 2000a ; FAOUZI, 2000b). Les travaux de recherche dans le domaine de fusion de données dans les STI s'articulent principalement autour de quatre grandes classes.

1. Classe 1 : Systèmes Perfectionnés de Renseignements aux Voyageurs « Advanced Traveller Information Systems (ATIS) » (KLEIN, 2019)
2. Classe 2 : Détection Automatique des Incidents « Automatic Incident Detection (AID) » (KLEIN, 2019)
3. Classe 3 : Systèmes d'Aide à la Conduite Avancée « Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) » (KLEIN, 2019)
4. Classe 4 : Systèmes de Gestion de Transport Avancé « Advanced Transportation Management Systems (ATMS) » (KLEIN, 2019)

Dans cette thèse, nous nous intéressons aux systèmes ADAS et ATIS. Pour une revue complète sur chaque classe des STI, le lecteur intéressé est référé aux travaux de (KLEIN, 2019 ; FAOUZI, LEUNG et KURIAN, 2011b). Dans les sections suivantes, nous passerons en revue les méthodes fréquentes de fusion utilisées dans la littérature. Par la suite, nous listons des travaux de recherche par chaque classe utilisant lesdites méthodes, mettant ainsi en exergue le positionnement de la théorie des fonctions de croyance.

## 1.2 Méthodes de fusion d'informations dans les STI

### 1.2.1 Méthodes Probabilistes

Les méthodes probabilistes s'appuient sur les fonctions de distributions ou de densités pour représenter l'incertitude des données. L'inférence Bayésienne, l'une des méthodes les plus répandues est une discipline de raisonnement fondée sur les probabilités basée sur la règle ou l'estimateur Bayes. L'inférence Bayésienne appartient à la classe des algorithmes de fusion de données utilisant la probabilité *a priori* sur des propositions dans un espace d'observation. L'estimateur de Bayes fournit un moyen puissant pour calculer la probabilité *a posteriori* conditionnelle d'une hypothèse étant données les évidences du support.

La règle de Bayes est donnée en terme de probabilité conditionnelle  $P(E|H)$ ,

$$P(E|H) = \frac{P(H|E)P(E)}{p(H)}, \quad (1.1)$$

où  $E$  et  $H$  sont deux événements avec  $H$  est un événement de probabilité positive. La quantité  $P(E|H)$  est la probabilité de  $E$  conditionnée par l'occurrence de  $H$ .  $P(E)$  représente la probabilité antérieure ou *a priori* et code les informations antérieures sur les valeurs attendues de  $E$ .  $P(H|E)$  est la fonction de vraisemblance. Le dénominateur est tout simplement un terme normalisant pour garantir que la fonction de densité de probabilité s'intègre à 1.

Dans les applications de conduite, la probabilité conditionnelle  $P(H|E)$  joue le rôle d'un modèle capteur (sensor) (GARCIA, 2014). La fusion multi-capteurs à l'aide de la règle de Bayes nécessite l'indépendance conditionnelle est définie ainsi par,

$$P(E|H^n) = CP(E) \prod_{i=1}^n P(H_i|E), \quad (1.2)$$

où  $C$  est une constante de normalisation. L'équation. (1.2) indique que la probabilité postérieure sur  $E$ , compte tenu de toutes les observations  $H^n$ , est proportionnelle au produit de la probabilité antérieure et des vraisemblances individuelles de chaque source d'information. Ainsi, la forme récursive de la règle de Bayes ou filtre bayésien est définie comme suit,

$$P(E|H^n) = \frac{P(H_i|E)P(E|H^{n-1})}{P(H_i|H^{n-1})}, \quad (1.3)$$

Sous cette forme, il est possible d'appliquer l'estimateur de Bayes à chaque fois une nouvelle donnée arrive et mettre à jour la distribution de probabilité de l'état du système.

Par ailleurs, le filtre de Kalman est également l'une des méthodes probabilistes de fusion les plus populaires. C'est un estimateur linéaire récursive, facile à implémenter et efficace (BAIG et al., 2011; WANG et al., 2007). Il minimise l'erreur quadratique moyenne tant que la dynamique cible, c.-à-d. une évolution au fil du temps,

et le bruit de mesure sont modélisés avec précision. Souvent appliqué pour des problèmes de suivi des cibles radar, le modèle du filtre de Kalman a subi des développements mathématiques extensifs. Par conséquent, la sortie de deux modèles permettant d'agir sur les systèmes non linéaire, à savoir le filtre de Kalman étendu (JULIER et UHLMANN, 1997) et le filtre de Kalman « Unscented » (JULIER et UHLMANN, 2004). Les applications courantes des différentes déclinaisons du filtre de Kalman trouvent place dans l'orientation, la navigation et le contrôle de véhicules tel que les voitures intelligentes. Ce modèle se résume en equation. (1.4)

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{J}\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (1.4)$$

où  $F$  est le modèle de transition d'état ou la matrice fondamentale.  $J$  est la matrice d'entrée de commande,  $u_{k-1}$  est la valeur de vecteur de commande à l'instant  $k - 1$  et  $w_{k-1}$  est le bruit de processus supposé provenir d'une distribution normale multivariée moyenne nulle,  $\mathcal{N}$ , avec la covariance,  $Q_k : w_k \sim \mathcal{N}(0, Q_k)$ . Ainsi,  $F$  prédit la position du cible et les coordonnées de vitesse du vecteur d'état  $X$  à l'instant  $k$  sur la base des informations disponibles à l'instant  $k - 1$ .

Par ailleurs, les méthodes à base de la simulation Monte Carlo dont la méthode Monte Carlo séquentielle Bayésienne (DOUCET, FREITAS et GORDON, 2001), Monte Carlo de chaîne de Markov (BERG, 2004) et les filtres particuliers sont des techniques puissantes d'estimation de modèles. Elles sont largement utilisées dans les modèles extrêmement non-linéaires, mais souffrent de problème de dimensionnalité, les rendant alors computationnellement intraitables. Les méthodes Monte Carlo sont considérées comme couvrant d'écart entre les méthodes de fusion de données paramétriques et celles basées sur la Grille (STONE, CORWIN et BARLOW, 1999; GARCIA, 2014).

## 1.2.2 Méthodes de Logique Floue

Au cours des dernières années, il y avait un intérêt saillant à l'ensemble des techniques émergeant de l'intelligence artificielle, en particulier la théorie des ensembles flous. La logique floue est une méthode très populaire dans le domaine de contrôle pour représenter l'incertitude, mais peut être entendue pour fusionner les informations multi-capteurs.

La logique floue se base sur la théorie des ensembles flous introduite par Zadeh en 1965 (ZADEH, 1965a) et généralise la notion d'appartenance d'un élément  $x$  à un ensemble  $S$ , c.-à-d. appartient ou pas, à une mesure de degré d'appartenance continue. Ainsi, le passage d'un raisonnement exacte qui est un cas limite au raisonnement approximatif, tout n'est qu'un degré. Un ensemble flou  $F$  de  $S$  est défini par une fonction d'appartenance  $\mu_F(x)$  qui mesure le degré auquel  $x$  appartient à  $F$ ,

$$\mu_F(x) : S \mapsto [0, 1]. \quad (1.5)$$

Avec  $\mu_F(x) = 1$  si  $x$  est totalement dans  $S$ ,  $\mu_F(x)$  si  $x$  n'est pas dans  $F$  et  $0 < \mu_F(x) < 1$  si  $x$  est partiellement dans  $F$ . Le dernier cas, ce qui nous intéresse, quand l'appartenance n'est pas extrême. Les opérateurs flous décrivent comment les ensembles flous interagissent ensembles. On s'intéresse aux règles de fusion floues communes, notamment, la conjonction et la disjonction. Ainsi, soient  $A$  et  $B$  deux ensembles flous, on a :

$$\begin{cases} \mu_{A \cap B} = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] & \text{Min method} \\ \mu_{A \cap B} = \mu_A(x) \cdot \mu_B(x) & \text{Prod method} \end{cases} \quad (1.6)$$

Ici, on cherche à savoir combien de fois un élément est présent dans les deux ensembles. Pour le cas contraire de la conjonction, on cherche à savoir combien de fois un élément est présent dans l'un des deux ensembles.

$$\begin{cases} \mu_{A \cup B} = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] & \text{Max method} \\ \mu_{A \cup B} = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \cdot \mu_B(x) & \text{Probor method} \end{cases} \quad (1.7)$$

Toutefois l'application de ces deux opérateurs restent limitée dans certains cas, d'autres règles de fusion floues ont vues le jour, par exemple le filtre de Kalman flou. La plus connue est la règle de fusion floue adaptative. Cette dernière intègre la théorie des ensembles flous et les réseaux de neurones artificiels pour former des systèmes de neurones flous où les poids et/ou les signaux d'entrée sont des ensembles flous. L'une des implémentations les plus pertinentes de contrôle flou dans les STI est illustrée dans le contrôle des systèmes de freinage antiblocage d'automobile, dénommée « ABS ». Le lecteur intéressé par les applications de la logique floue peut se référer à certains travaux de base, comme (YAGER et FILEV, 1994; MENDEL, 2017).

### 1.2.3 Méthodes Possibilistes

La théorie de possibilité constitue un cadre fort dans la fusion d'informations. C'est l'une des premières théories permettant de représenter à la fois les imprécisions et les incertitudes associées à l'information. Cette théorie est similaire à son homologue la théorie des fonctions de croyance mais avec une différence au niveau de l'approche de quantification (FLOREA et al., 2007). La théorie des possibilités est issue des sous-ensemble flous, introduite par le même chercheur Zadeh en 1978, ensuite développée par Dubois et Prade (DUBOIS et PRADE, 1988; DUBOIS et PRADE, 2000).

La théorie des possibilités repose sur la définition d'une distribution de possibilité  $\pi(s)$  qui permet d'attribuer un degré de possibilité à tout élément de l'ensemble  $\mathcal{S}$ , et non plus à l'ensemble des parties  $\mathcal{P}(\mathcal{S})$ . Elle est définie sur  $[0, 1]$  et vérifie la propriété de normalisation,

$$\sup_{s \in \mathcal{S}} \pi_x(s) = 1. \quad (1.8)$$

$\pi_x(s)$  indique le degré de possibilité pour que l'observation  $x$  soit égale à  $s$ , avec  $\pi_x(s) = 0$  indique l'impossibilité que  $x$  vaille  $s$  et  $\pi_x(s)$  indique que rien n'empêche que  $x$  vaille  $s$ , totalement plausible, pas surprenant. De plus, la théorie des possibilités fournit deux mesures d'incertitude d'un événement  $A$ . La mesure de possibilité  $\Pi(\cdot)$  qui quantifie la confiance en  $A$ , et la mesure de nécessité  $N(\cdot)$  qui quantifie la certitude de réalisation de  $A$ . Ces deux mesures peuvent être interprétées comme la probabilité supérieure et inférieure en les comparant avec la théorie des probabilités (DUBOIS et PRADE, 1992).

La mesure de possibilité est définie à partir de la distribution de possibilité,

$$\begin{cases} \Pi(\emptyset) = 0 \\ \Pi(S) = 1 \\ \forall I \subset \mathbb{N}, \forall A_i \subseteq S, i \in I, \Pi(\bigcup_{i \in I} A_i) = \sup_{i \in I} \pi(A_i) \end{cases} \quad (1.9)$$

De la même manière, la mesure de nécessité est définie à partir de la distribution de possibilité,

$$\begin{cases} N(\emptyset) = 0 \\ N(S) = 1 \\ \forall I \subset \mathbb{N}, \forall A_i \subseteq S, i \in I, N(\bigcap_{i \in I} A_i) = \inf_{i \in I} 1 - \pi(A_i) \end{cases} \quad (1.10)$$

Les mesures de possibilité et de nécessité sont reliées par la relation suivante,

$$\forall A \subseteq S, N(A) = 1 - \Pi(A^c). \quad (1.11)$$

La théorie des possibilités trouve d'application dans de nombreux axes de recherche. Une application directe dans les ATIS est la modélisation de choix sous incertitude. D'autres applications de cette théorie peuvent être rencontrées dans des domaines pointus, rien n'empêche de les introduire à des phénomènes issus d'ingénierie de transport. La liste couvre l'analyse des données (BORGELT, GEBHARDT et KRUSE, 2000; COHEN, 1977; WOLKENHAUER, 1998), l'interrogation des bases de données (BOSC et PRADE, 1997), le diagnostic (CAYRAC, DUBOIS et PRADE, 1996; BOVERIE et al., 2002), la révision des croyances (BENFERHAT et al., 1999), l'argumentation (AMGOUD et PRADE, 2004; ALSINET et al., 2008), le raisonnement basé sur les cas (DUBOIS, HULLERMEIER et PRADE, 2002; HULLERMEIER, DUBOIS et PRADE, 2002), l'apprentissage (SERRURIER et PRADE, 2007; PRADE et SERRURIER, 2008) et la fusion d'information (BENFERHAT et al., 2008).

D'un autre volet, il y avait récemment l'émergence des techniques de fusion de données dites hybrides. Les techniques hybrides passent au moins par la combinaison de deux algorithmes de fusion de données distincts. Parmi les nombreuses propositions, il y a les techniques probabilistes combinées avec celles de l'intelligence artificielle tel que les réseaux de neurones artificiels basés sur la théorie des fonctions de croyance (DENÈUX, 2019c), les « Support Vector Machine (SVM) » *classifiers* basées également sur la théorie du Dempster-Shafer (XU et al., 2016) et de nouveau les réseaux de neurones convolutif (CNN) avec la théorie Dempster-Shafer (TONG, XU et DENÈUX, 2019). En outre, l'apparition récente des théories des ensembles approximatifs et aléatoires contribuent encore développer les méthodes de fusion de données, introduisant ainsi une théorie plus complète et généralisée afin d'adresser toute sorte d'imperfection associée à la donnée. Par conséquent des algorithmes de fusion plus fines et efficaces avançant incontestablement les STI. Pour une meilleure commodité, dans les tableaux (1.1,1.2), une comparaison de l'ensemble des méthodes de fusion de données est proposée.

### 1.3 Taxonomie des applications des STI

Les applications des différentes méthodes de fusion de données dans les systèmes de transport intelligents sont multiples et nombreuses. Elles balayent un grand

spectre de détail selon la classe d'application, allant du niveau macroscopique jusqu'au niveau sous-microscopique. Nous listons dans les tableaux (1.3,1.4) des travaux de recherche par chaque classe de STI utilisant lesdites méthodes, mettant ainsi en exergue le positionnement de la théorie des fonctions de croyance.

TABLE 1.1 – Comparaison des méthodes de fusion de données usuelles.

Méthodes	Caractéristiques	Finalités	Limites
<b>Probabilistes</b> (DURRANT-WHYTE et HENDERSON, 2008) (WELCH et BISHOP, 1995) (CRISAN et DOUCET, 2002)	reposent sur les distributions de probabilité pour représenter les données sensorielles, le tout fusionné dans le cadre Bayésien.	une approche bien fondée, claire pour traiter les événements incertains.	incapables d’adresser d’autres aspects d’imperfection de données.
<b>Fonctions de croyance</b> (SHAFER, 1976a) (GARVEY, LOWRANCE et FISCHLER, 1981) (BRACIO, HORN et MOLLER, 1997) (SHAFER, 1976a; BENAVALI et al., 2007)	reposent sur une fonction de masse pour représenter les données à l’aide des fonctions de crédibilité et de plausibilité, l’opération de fusion est achevée par plusieurs lois, tel que la loi conjonctive.	permettent d’adresser le caractère incertain et imprécis dans les données.	incapables de traiter d’autres aspects d’imperfections de données surtout le conflit.
<b>Logique floue</b> (ZHOU et BASIR, 2006) (ESCAMILLA-AMBROSIO et MORT, 2003)	permet la représentation des données vague au moyen de fonction d’appartenance et la fusion par les règles floues.	une approche intuitive pour traiter les propositions vagues.	dédiée principalement à la fusion des propositions vagues.

TABLE 1.2 – Comparaison des méthodes de fusion de données usuelles (suite).

Méthodes	Caractéristiques	Finalités	Limites
<b>Possibilistes</b> (BOROTSCHNIG, PALETTA et PINZ, 1999) (DUBOIS et PRADE, 1994)	reprennent les mêmes caractéristiques de son homologue la théorie des fonctions de croyance.	permettent le traitement des données incomplètes dans les environnements mal informés.	très connues dans la communauté de fusion des données mais très peu utilisées.
<b>Hybrides</b> (YAGER, 1982 ; YEN, 2008) (ZHOU et BASIR, 2006) (BASIR, KARRAY et ZHU, 2005)	cherchent à fournir un cadre plus sophistiqué pour le traitement des données imparfaites.	proposent un cadre de fusion plus pertinent à l'aide de combinaison de plusieurs algorithmes.	présentent certains problèmes de mises en oeuvre et souvent adaptées à des problèmes bien spécifiques.
<b>Ensembles approximatifs</b> (GOODMAN, MAHLER et NGUYEN, 1997) (XU et WEN, 2009 ; MAHLER, 2007) (MAHLER, 2004)	s'appuient sur les ensembles approximatifs pour adresser tout aspect d'imperfection au niveau des données.	considérés comme un cadre unifié pour traiter tout aspect d'imperfection de données.	très récentes, nécessitent des développements et cas de validation.



TABLE 1.3 – Techniques algorithmiques de fusion données et leurs applications dans les STI.

Classes des STI	Applications	Techniques Algorithmiques	Travaux
<b>ATIS</b>	Estimation du temps de trajet	Inférence classique Filtre de Kalman Fonctions de croyance Logique floue Théorie des possibilités	(JENELIUS et KOUTSOPOULOS, 2018) (FAOUZI, 1997) (CHOI et CHUNG, 2001) (CHOI et CHUNG, 2002) (BIRR, JAMROZ et KUSTRA, 2014) (ANDRZEJ et NAGUI, 1993) (C. et al., 2017) (SUMNER, 1991) (FAOUZI et LEFEVRE, 2006) (DONGLIANG HUANG et HENRY LEUNG, 2004) (EMAMI, SARVI et ASADI BAGLOEE, 2019) (KEEVER, SHIMIZU et SEPLOW, 2003)
<b>AID</b>	Analyse des accidents et prévention	Neurones artificiels Fonctions de croyance Inférence Bayésienne Hybrides	(IVAN, 1997) (YIN, LIU et GUAN, 2006) (E, 1998) (C et al., 1999) (HOUBRAKEN et al., 2017) (IQBAL et KHAN, 2018) (JIANCHENG, XIAOJUAN et JIAN, 2011)

TABLE 1.4 – Techniques algorithmiques de fusion données et leurs applications dans les STI (suite).

Classes des STI	Applications	Techniques Algorithmiques	Travaux
<b>ADAS</b>	Localisation et cartographie simultanées (SLAM) Détection et suivi d'objets en mouvement (DATMO)	Logique floue Neurones artificiels Neurones profonds Filtre de Kalman "unscented" Hybrides Fonctions de croyance	(ANDRILUKA, ROTH et SCHIELE, 2008) (AZIM et AYCARD, 2012) (GIDEL et al., 2009) (GARCIA et al., 2008) (ZHAO, XIAO et YUAN, 2012) (DOLLAR et al., 2012) (CIVERA, DAVISON et MONTIEL, 2008) (CHAVEZ-GARCIA, VU et AYCARD, 2014) (CHAVEZ-GARCIA et al., 2013) (CHAVEZ-GARCIA et al., 2012) (EL-SHEIMY, CHIANG et NOURELDIN, 2006) (LI et LEUNG, 2003)
<b>ATMS</b>	Contrôle du réseau Estimation de la demande Prévision et surveillance du trafic	Filtre de Kalman étendu Filtre de Kalman Inférence Bayésienne Inférence classique	(FRIEDRICH et al., 2003) (WANG et PAPAGEORGIOU, 2005) (SOHN et LEE, 2003a) (CREMER, 1983) (HARRISON et STEVENS, 1971) (SHAFIEL, NAZEMI et SEYEDABRISHAMI, 2015) (KLEIN, 2000) (KUMEDA et al., 2019) (VYTHOULKAS, 1993) (OKUTANI et STEPHANEDES, 1984) (KASHI et AKBARZADEH, 2019) (« Particle filter-based real-time estimation and prediction of traffic conditions »)

## 1.4 Conclusion

Ce chapitre dévoile sur nombreuses techniques de fusion de données. Ces techniques destinées aux traitement des enjeux d'imperfection de l'information, connaissent un intérêt potentiel dans les systèmes de transport intelligents. Par conséquent, l'émergence d'un certain nombre de classes des systèmes de transport intelligents concernées par la fusion des données, à titre exemple les ADAS et ATIS qui sont très actifs avec l'apparition des véhicules autonomes.

La théorie des fonctions de croyance est devenue l'oracle des méthodes de fusion de données. Compte tenue des ses fondements mathématiques puissants, leur permettant de traiter à la fois l'imprécision et l'incertitude, continuent à promouvoir le domaine de l'ingénierie des transports, spécialement les systèmes d'aide à la conduite à travers la modélisation des connaissances *a priori*. Le chapitre suivant se propose de traiter les fondements et les apports de cette théorie.

## Chapitre 2

# Théorie des Fonctions de Croyance : fondements et apports

### 2.1 Introduction

La théorie des fonctions de croyance est issue des travaux de Dempster sur les probabilités inférieures et supérieures en 1967 (DEMPSTER, 1967a) et les travaux de Shafer sur les fonctions de croyances en 1976 (SHAFER, 1976b). Cette théorie qui porte également le nom de la théorie de Dempster-Shafer apparaît comme une extension et alternative de l'inférence Bayésienne (pas d'a priori sur les paramètres), apportant ainsi une flexibilité dans la modélisation et une représentativité de l'information plus importante. Un peu plus tard, Smets a repris et a étendu la théorie des fonctions de croyance mais cette fois-ci dans un cadre subjectiviste dénommé « Modèle des Croyances Transférables » (SMETS et KENNES, 1994; SMETS, 1990).

La théorie de Dempster shafer constitue un outil très performant pour modéliser l'incertitude, mais aussi l'imprécision. Elle tient compte également des ambiguïtés et des conflits entre les sources d'information à base de la règle de combinaison du Dempster. Elle fournit un moyen très pratique et complet de résolution d'une panoplie de problèmes d'ingénieries, y compris, les distributions imprécises, la corrélation inconnue et mal connue entre les variables, l'incertitude liée à la modélisation et l'incertitude relative à la mesure.

La communauté de l'Intelligence Artificielle la considère comme étant très prometteuse pour un raisonnement sous incertitude dans les systèmes experts. Les champs d'application de cette théorie sont nombreux et divers (MERCIER, 2006). Sans être exhaustives, en tableau (2.1) certains travaux de recherche par domaine d'application sont proposés.

La théorie des fonctions de croyance est plus adaptée à des problèmes de classification qu'à des problèmes d'estimations. Dans un problème de fusion, l'objectif ultime qu'on cherche par le biais de cette théorie est d'obtenir une information aussi sûre et précise que possible dans toutes les conditions d'observations en profitant de la complémentarité et de la redondance d'informations élémentaires lesquelles ne sont ni complètement fiables ni totalement précises.

La théorie de Dempster-Shafer se base sur une fonction de masse qui est une approche non subjective, traduisant un état de connaissance partielle sur la valeur d'une variable  $\omega$  à valeurs dans  $\Omega$  et tient compte de l'ensemble des sous parties de l'ensemble  $\Omega$ . Son apport par rapport à la théorie des probabilités tient au fait qu'elle permet une évaluation conjointe d'un ensemble quelconque d'hypothèses  $\omega_i$ . Par

TABLE 2.1 – Exemples de domaines d’application de la théorie des fonctions de croyance.

Domaines d’application	Travaux
Reconnaissance des formes	(DENOEU, 1995; DENOEU, 1997a; DENOEU, 2000).
Analyse de risque	(GIACINTO, PAOLUCCI et ROLI, 1997).
Fusion multi-capteurs	(APPRIOU, 1991; BASTIÈRE, 1998; FABRE, APPRIOU et BRIOTTET, 2001).
Fusion de classifieurs	(MANDLER et SCHÜMANN, 1988; ROGOVA, 1994; XU, KRZYSAK et SUEN, 1992).
Imagerie médicale	(BLOCH, 1996).
Satellitaire ou radar	(HEGARAT-MASCLE, BLOCH et VIDAL-MADJAR, 1998; ROTTENSTEINER et al., 2005; TUPIN, 1997).
Détection et suivi de cible	(APPRIOU, 1999; AYOUN et SMETS, 2001; RISTIC et SMETS, 2004; RISTIC et SMETS, 2005).
Robotique	(MURPHY, 1998).
Véhicules intelligents	(GRUYER, 1999; ROYÈRE, 2002).

exemple, si le cadre de l’ensemble  $\Omega$  ne contient que deux hypothèses,  $\Omega = \{\omega_1, \omega_2\}$  il est possible d’affecter une masse non seulement à chacune des hypothèses  $\omega_1$  et  $\omega_2$  mais aussi à la partie contenant les deux hypothèses  $\{\omega_1, \omega_2\}$  qui est ici l’ensemble  $\Omega$ .

Ce chapitre expose différents éléments fondamentaux de la théorie des fonctions de croyance qui seront utilisés dans le cadre de cette thèse, notamment, les bases mathématiques, la modélisation des masses, la combinaison et la prise de décision.

## 2.2 Interprétation de la théorie des fonctions de croyance

### 2.2.1 Cadre de discernement « Frame of evidence »

La théorie des fonctions de croyance repose sur la définition d’un cadre de discernement ou un cadre d’intérêt noté  $\Omega$ , composé de  $n$  hypothèses ou décisions possibles pour un problème, tel que :

$$\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_n\} \quad (2.1)$$

Le cadre de discernement  $\Omega$  sera supposé de cardinal fini (SMETS, 1988), c’est à dire que l’ensemble est exhaustif et que les hypothèses sont exclusives. Par exemple, dans le cas d’une classification supervisée, une variable  $y$  définie sur ce même cadre correspond à la classe d’un individu décrit par un vecteur d’attributs  $x$ . Smets a introduit dans son modèle les croyances transférables la notion du monde ouvert, en considérant  $\Omega$  comme un cadre non exhaustif, ce qui est l’approche la plus souvent utilisée (SMETS et KENNES, 1994).

L'ensemble des parties ou « PowerSet » de  $\Omega$  est l'ensemble de toutes les disjonctions possibles des décisions  $\omega_i$ , y compris les singletons de  $\Omega$ , noté  $2^\Omega$  et défini comme suit,

$$2^\Omega = \{A, A \subseteq \Omega\} = \{\emptyset, \{\omega_1\}, \{\omega_2\}, \dots, \{\omega_1, \omega_2\}, \dots, \{\omega_1, \omega_2, \omega_n\}, \Omega\} \quad (2.2)$$

ou encore,

$$2^\Omega = \{A, A \subseteq \Omega\} = \{\emptyset, \{\omega_1\}, \{\omega_2\}, \dots, \{\omega_1 \cup \omega_2\}, \dots, \{\omega_1 \cup \omega_2 \cup \omega_n\}, \Omega\} \quad (2.3)$$

La sous-partie  $A$  peut-être une décision simple ou l'union des décisions ou même un ensemble vide valable pour le cas où le cadre est supposé fermé. C'est grâce à ce principe que la théorie des fonctions de croyance permet de modéliser les imprécisions. L'ensemble  $2^\Omega$  sert de référentiel de définition pour les grandeurs prenant jeu à l'évaluation de la véracité d'une proposition.

### Fonction de masse « Basic probability assignment »

Une fonction de masse ou un jeu de masse est une application à valeurs dans  $[0,1]$ . Elle permet de distribuer la part de croyance placée strictement sur chaque sous-partie de  $A \subseteq 2^\Omega$  qui peut être issue d'une source d'information  $S_i$  (capteur, agent, classifieur, ...). La fonction de masse est calculée pour tout élément de l'ensemble  $2^\Omega$  et elle se définit comme suit,

$$m : 2^\Omega \mapsto [0, 1] \quad (2.4)$$

Telle que,

$$\begin{cases} \sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1 \\ m(\emptyset) = 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

La quantité  $m(A)$  représente la croyance en la proposition  $A$  *uniquement*, et qui ne peut-être allouée à un sous-ensemble plus spécifique que  $A$ , la vraie valeur de  $\omega$  est dans  $A$ . La quantité  $m(\emptyset) = 0$  représente la masse qui ne peut être dédiée à aucune des propositions de  $\Omega$ , appelée *masse conflictuelle* normalisée. Les sous-ensembles  $A$  de  $\Omega$  tel que  $m(A) > 0$  sont appelées éléments focaux de  $m$ . Le fait qu'une décision hors  $\Omega$  est envisageable correspond à l'hypothèse du monde ouvert où  $m(\emptyset) > 0$  est non normalisée, préconisée par Smets (SMETS, 1990; SMETS et KENNES, 1994) et retenue par exemple dans (JANEZ, 1997; JANEZ et APPRIOU, 1998),

$$\begin{cases} \sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1 \\ m(\emptyset) > 0 \end{cases} \quad (2.6)$$

De plus, l'union de tous les éléments focaux est appelée *noyau*. L'opération de normalisation du Dempster répartit proportionnellement la masse de l'ensemble

vide sur les autres éléments focaux en convertissant une masse non normalisée  $m$  en une autre normalisée  $m^*$  donnée par,

$$m^*(A) = \begin{cases} \frac{m(A)}{1-m(\emptyset)} & \text{si } A \neq \emptyset \\ 0 & \text{si } A = \emptyset \end{cases} \quad (2.7)$$

Il existe quelques cas particuliers concernant les fonctions de masse. Une fonction de masse est dite :

- **normale** si  $m(\emptyset) = 0$ ,  $\emptyset$  n'est pas un élément focal de  $\Omega$ ,
- **catégorique** si  $m(A) = 1$ , toute la croyance est attribuée à un élément de  $\Omega$ ,
- **vide** si  $\Omega$  est l'unique élément focal  $m(\Omega) = 1$ ,
- **bayésienne** si les éléments focaux sont des singletons,  $m(A) = 0, \forall A/|A| > 1$ ,
- **dogmatique** si  $\Omega$  n'est pas un élément focal,  $m(\Omega) = 0$ ,
- **consonante** si les éléments focaux sont emboîtés,  $A_1 \subset A_2 \dots \subset A_n$ ,
- **simple** si elle a au plus deux éléments focaux, dont  $\Omega$ ,

Un exemple de chaque type de fonction de masse est fourni dans le tableau (2.2). La représentation géométrique est proposée en figure (2.1)

TABLE 2.2 – Des exemples de fonctions de masse sur le cadre de discernement  $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}$ .

Fonction de masse	Exemple	Type d'information
catégorique	$m(\{\omega_1, \omega_2\}) = 1$	information certaine
dogmatique	$m(\{\omega_1\}) = \frac{1}{2}, m(\{\omega_2, \omega_3\}) = \frac{1}{2}$	information sans ignorance
vide	$m(\Omega) = 1$	ignorance complète
simple	$m(\{\omega_1\}) = \frac{1}{2}, m(\Omega) = \frac{1}{2}$	soutenir une hypothèse unique
bayésienne	$m(\{\omega_1\}) = m(\{\omega_2\}) = m(\{\omega_3\}) = \frac{1}{3}$	information précise
consonante	$m(\{\omega_1\}) = \frac{1}{8}, m(\{\omega_2, \omega_3\}) = \frac{3}{8}, m(\Omega) = \frac{1}{2}$	ignorance graduée
normale	$m(\emptyset) = 0$	conflit ignoré

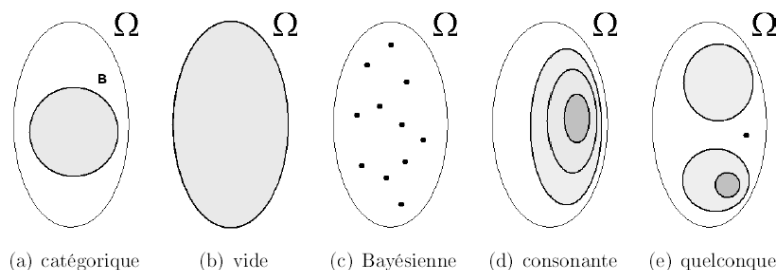


FIGURE 2.1 – Représentation géométrique de quelques types de fonctions de masse.

La théorie des fonctions de croyance fournit un cadre sophistiqué pour gérer l'ignorance. Cette notion qui nous sera très utile par la suite, exprime le degré d'incertitude et d'imprécision quant à la réalisation d'un événement  $A$ . La fonction de

masse définie par  $m(\Omega) = 1$  traduit l'ignorance totale. Dans le cadre probabiliste, cette notion est mal gérée. L'exemple (2.2.1) illustre l'apport de la théorie des fonctions de croyance par rapport à la théorie des probabilités dans la gestion d'ignorance.

**Exemple 2.2.1** On considère l'exemple d'une course hippique de trois chevaux,  $c_1, c_2$  et  $c_3$ . On veut savoir qui va gagner la course selon l'avis de deux experts. **Expert 1** affirme que les trois chevaux sont de même niveau. **Expert 2** affirme qu'il n'a aucune idée.

**1. Modélisation dans un cadre probabiliste**

- Selon l'expert 1, on a :  $p_1(\{c_1\}) = p_2(\{c_2\}) = p_3(\{c_3\}) = \frac{1}{3}$ .

- Selon l'expert 2, on a :  $p_1(\{c_1\}) = p_2(\{c_2\}) = p_3(\{c_3\}) = \frac{1}{3}$ .

Pour deux opinions différentes, l'équiprobabilité et l'incertitude totale sont représentées de la même manière.

**2. Modélisation dans le cadre des fonctions de croyance**

- Selon l'expert 1, on a :  $m_1(\{c_1\}) = m_1(\{c_2\}) = m_1(\{c_3\}) = \frac{1}{3}$ .

- Selon l'expert 2, on a :  $m_1(\{c_1\}) = m_1(\{c_2\}) = m_1(\{c_3\}) = 1$ .

Ici, il est possible de modéliser explicitement l'ignorance, les deux opinions ne sont pas confondues.

## 2.2.2 Fonctions de croyance

A partir de la fonction de masse précédemment définie, il est possible de déduire d'autres représentations de la fonction de masse  $m$ . Les fonctions de crédibilité, de plausibilité, de communalité et d'implicabilité sont les principales transformations associées.

### a) Fonction de crédibilité « Belief function »

La crédibilité ou « Belief » de  $A$ , notée  $bel(A)$  quantifie le degré de croyance totale pouvant soutenir la proposition  $A$ . Elle représente la croyance minimale quant à cette proposition, qualifiée de l'action pessimiste. Elle se définit pour tout  $A \in 2^\Omega$  par :

$$bel\left(\bigcup_{i=1}^k A_i\right) \geq \sum_{I \subseteq \{1, \dots, k\}, I \neq \emptyset} (-1)^{|I|+1} bel\left(\bigcap_{i \in I} A_i\right), \quad (2.8)$$

où  $|I|$  représente le cardinal de l'ensemble  $I$ . Par exemple, cette relation pour  $k = 2$  s'écrit :

$$bel(A \cup B) \geq bel(A) + bel(B) - bel(A \cap B) \quad \forall A, B \subseteq \Omega. \quad (2.9)$$

L'équation (2.9) vérifie la propriété de sur-additivité. A partir d'une fonction de masse, la fonction  $bel(\cdot)$  se définit simplement comme suit,

$$bel(A) = \sum_{B \subseteq A, B \neq \emptyset} m(B), \quad (2.10)$$



où  $B \subseteq A$  équivaut à  $B \in 2^A$ , l'ensemble de toutes les disjonctions de  $A$ . Sous l'hypothèse du monde fermé, la fonction de crédibilité vérifie les propriétés  $m(\emptyset) = 0$  et  $m(\Omega) = 1$ , initialement imposées par Shafer (SHAFER, 1976b).

On peut retrouver l'expression de fonction de masse  $m$  à partir de la fonction de croyance pour tout  $A \in 2^\Omega$  au moyen de la transformation de Möbius (KENNES, 1992) :

$$m(A) = \sum_{B \subseteq A} (-1)^{|A \setminus B|} bel(B). \quad (2.11)$$

Avec,

$$\begin{cases} A & \neq \emptyset \\ m(\emptyset) & = 1 - bel(\Omega) \end{cases}$$

où  $|A \setminus B|$  est le cardinal de  $A \cap B^c$ .  $B^c$  désigne le complémentaire de  $B$ .

### b) Fonction de plausibilité « Plausibility function »

La plausibilité « Plausibility » de  $A$ , notée  $pl(A)$  est la somme des masses des éléments ne contredisant pas  $A$ . Elle s'interprète comme la croyance maximale quant à  $A$ , ou la borne supérieure sur le degré de croyance qui pourrait être alloué à  $A$ , qualifiée alors de l'action optimiste. Par extension, elle est donnée pour tout  $A \in 2^\Omega$  par :

$$pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) = bel(\Omega) - bel(A^c). \quad (2.12)$$

On peut définir de manière analogue la fonction de plausibilité comme l'équation (2.8) par :

$$pl\left(\bigcap_{i=1}^k A_i\right) \leq \sum_{I \subseteq \{1, \dots, k\}, I \neq \emptyset} (-1)^{|I|+1} pl\left(\bigcap_{i \in I} A_i\right), \quad (2.13)$$

Cette fonction vérifie donc la propriété de sous-additivité :

$$pl(A \cup B) \leq pl(A) + pl(B) - pl(A \cap B) \quad \forall A, B \subseteq \Omega. \quad (2.14)$$

Idem pour l'équation (2.11), la transformation de Möbius de la plausibilité en fonction de masse  $m$  pour tout  $A \in 2^\Omega$  est donnée par (KENNES, 1992),

$$m(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} (-1)^{|A \setminus B|+1} pl(B). \quad (2.15)$$

Avec,

$$\begin{cases} A & \neq \emptyset \\ m(\emptyset) & = 1 - bel(\Omega) \end{cases}$$

Les fonctions de crédibilité et de plausibilité sont liées par la relation suivante :

$$pl(A) = 1 - bel(A^c). \quad (2.16)$$

### c) Fonctions de communalité et d'implacabilité

Les fonctions de communalité ( $q$ ) et d'implacabilité ( $b$ ) sont introduites pour des fins de simplification des calculs dans le stade de combinaison d'informations. Elle sont données pour tout  $A \in 2^\Omega$  par :

$$q(A) = \sum_{B \supseteq A} m(B), \quad (2.17)$$

$$b(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) = bel(A) + m(\emptyset). \quad (2.18)$$

La quantité  $q(A)$  peut-être interprétée comme la part de croyance qui pourrait éventuellement soutenir tout élément de  $A$  si des informations supplémentaires deviennent envisageables. La quantité  $b(A)$  est la somme de toute les masses accréditées aux sur-ensembles de  $A$ , y compris la masse de l'ensemble vide. Il est ainsi possible de retrouver la fonction de masse  $m$  de la fonction de communalité et la fonction de communalité de la fonction de crédibilité par les transformations suivantes (SHAFER, 1976b) :

$$m(A) = \sum_{B \supseteq A} (-1)^{|B|-|A|} q(B), \quad (2.19)$$

et

$$q(A) = \sum_{B \subseteq A} (-1)^{|B|} bel(B^c). \quad (2.20)$$

Toutes ces fonctions à savoir la crédibilité, la plausibilité, la communalité et l'implacabilité ne sont que de différentes manières de représentation d'une même information. D'où la puissance et la flexibilité de la théorie des fonctions de croyance. Des algorithmes ont été développés afin d'obtenir une fonction à partir d'une autre (KENNES, 1992; SMETS, 2002). Avant d'illustrer ces fonctions par un exemple (2.2.2), il est intéressant de souligner quelques propriétés largement étudiées entre les fonctions de crédibilité et de plausibilité. Ainsi, pour tout  $A \in 2^\Omega$  et sous l'hypothèse du monde fermé, nous avons :

$$pl(\Omega) = 1, \text{ et } bel(\Omega) = 1, \quad (2.21)$$

$$bel(A) = 1 - pl(A^c), \quad (2.22)$$

$$pl(A) \geq bel(A), \quad (2.23)$$

$$bel(A) + bel(A^c) \leq 1, \text{ et } pl(A) + pl(A^c) \geq 1 \quad (2.24)$$

Finalement,

$$bel(A) + bel(A^c) = 1 \Leftrightarrow bel(A) = pl(A). \quad (2.25)$$

**Exemple 2.2.2** Reprenons l'exemple de (QUOST, 2006), dans le cadre du diagnostic médical. Un médecin s'interroge sur la maladie d'un patient se plaignant de douleurs pulmonaires. Les pathologies considérées sont la **bronchite** ( $\{bro\}$ ), le **cancer du poumon** ( $\{can\}$ ) et la **tuberculose** ( $\{tub\}$ ). Suite à l'examen du patient, le praticien modélise sa connaissance de la maladie par une fonction de masse  $m$ , représentée dans la Table. (2.3) ainsi que les fonctions qui lui sont associées. La praticien a donc une croyance spécifique de 0.3 dans le fait que le patient souffre de tuberculose et 0.4 dans le fait qu'il souffre de bronchite ou de tuberculose, un degré d'ignorance totale (l'affliction est l'une des pathologies considérées) de 0.1, et un degré de croyance de 0.2 dans le fait que l'affliction n'est pas l'une des pathologies considérées. ■

TABLE 2.3 – Différentes représentations de la connaissance de l'état d'un patient susceptible d'une pathologie grave dans la cadre de la théorie des fonctions de croyance

	$m(\cdot)$	$m^*(\cdot)$	$bel(\cdot)$	$pl(\cdot)$	$b(\cdot)$	$q(\cdot)$
$\emptyset$	0.2	0	0	0	0.2	1
$\{bro\}$	0	0	0	0.5	0.2	0.5
$\{can\}$	0	0	0	0.1	0.2	0.1
$\{bro, can\}$	0	0	0	0.5	0.2	0.1
$\{tub\}$	0.3	0.375	0.3	0.8	0.5	0.8
$\{bro, tub\}$	0.4	0.5	0.7	0.8	0.9	0.5
$\{can, tub\}$	0	0	0.3	0.8	0.5	0.1
$\{bro, can, tub\}$	0.1	0.125	0.8	0.8	1	0.1

Suite à l'exemple développé précédemment, il est possible de représenter ces fonctions par un diagramme de Venn. Nous prenons le cas où l'état de connaissance est représenté souvent par les fonctions de crédibilité et de plausibilité. Ainsi, nous considérons l'exemple (2.2.3).

**Exemple 2.2.3** Soit  $\Omega$  un ensemble composé de trois hypothèses  $\{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}$ . L'ensemble des parties de  $\Omega$  est donné par :

$$2^\Omega = \{\emptyset, \{\omega_1\}, \{\omega_2\}, \{\omega_3\}, \{\omega_1, \omega_2\}, \{\omega_1, \omega_3\}, \{\omega_2, \omega_3\}, \{\omega_1, \omega_2, \omega_3\}\}.$$

Pour le sous-ensemble  $A = \{\omega_1, \omega_2\}$ , la crédibilité et la plausibilité sont données par :

$$bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) = m(\omega_1) + m(\omega_2) + m(A),$$

$$pl(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) = 1 - m(\omega_3).$$

Par conséquent, les diagrammes de Venn correspondant à l'exemple (2.2.3) sont fournis en figure (2.2). Une autre représentation mettant en exergue l'ignorance est fournie en figure (2.3). L'intervalle  $[bel(A), pl(A)]$  constitue un intervalle d'incertitude, l'ignorance en  $A$  est mesurée en certains cas par la différence plausibilité,

crédibilité  $pl(A) - bel(A)$  (JANEZ et APPRIOU, 1996). Il est également possible de retrouver la probabilité de  $A$  dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance. Démontrée par Shafer (VASSEUR et al., 1999), l'équation (2.26) est vérifiée uniquement pour les fonctions de croyance bayésienne, où  $\Gamma : \Omega \mapsto 2^\Omega$  est une fonction « multi-valued mapping » qui associe chaque élément de  $\Omega$  aux éléments de parties de  $\Omega$ .

$$bel(A) \leq P(A) \leq pl(A). \quad (2.26)$$

Tel que,

$$bel(A) = P(\{\omega \in \Omega | \Gamma(\omega) \subseteq A\}), \quad (2.27)$$

et

$$pl(A) = P(\{\omega \in \Omega | \Gamma(\omega) \cap A \neq \emptyset\}). \quad (2.28)$$

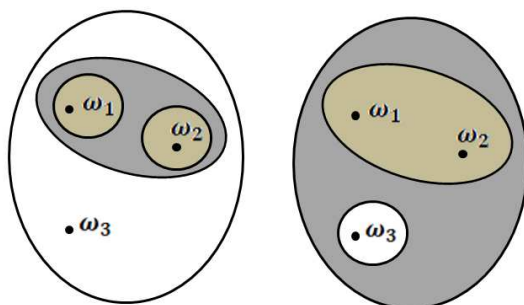


FIGURE 2.2 – De gauche à droite, diagrammes de Venn des fonctions  $bel(A)$  et  $pl(A)$ .

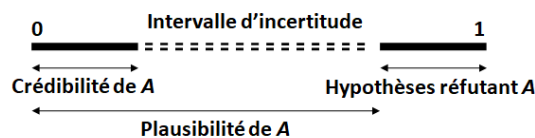


FIGURE 2.3 – Formes d'ignorance dans le cadre des fonctions de croyance.

## 2.3 Fusion d'informations

En présence d'informations incertaines, la combinaison d'informations issues de sources multiples donne une connaissance plus fiable et globale sur l'environnement étudié. De nombreux opérateurs de combinaisons ont été développés dans le cadre de la théorie des fonctions de croyances (SENTZ et FERSON, 2002; SMETS, 2007). Avec l'objectif de conserver le maximum d'informations pour le problème étudié, les lois conjonctive et disjonctive en constituent les opérateurs les plus utilisés. Nous passons en revue dans cette section les plus fréquents pour la combinaison de sources hétérogènes. Nous supposons avoir  $n$  sources d'informations,  $S_1, S_2, \dots, S_n$ . Nous désignons par  $m_i, i \in \{1, 2, \dots, k\}$  la masse associée à la source  $S_i$ .

### 2.3.1 Opérateur de Dempster

#### a) Loi conjonctive

Soient  $m_1$  et  $m_2$  deux fonctions de masses définies sur le même cadre de discernement  $\Omega$ , issues de deux sources distinctes. La loi conjonctive notée  $\odot$  permet d'agréger ces deux masses. On note par  $m_1 \odot m_2 = m_{1 \odot 2}$  le résultat de la combinaison conjonctive. Ainsi, l'opérateur binaire conjonctif  $\odot$  se définit sur l'ensemble des masses  $\mathcal{M}(\Omega)$  de la façon suivante (SMETS et KENNES, 1994),

$$\odot : \mathcal{M}(\Omega) \times \mathcal{M}(\Omega) \mapsto \mathcal{M}(\Omega) \quad (2.29)$$

$$(m_1, m_2) \mapsto m_{1 \odot 2} \quad (2.30)$$

$$\text{tel que } \forall A \subseteq \Omega, \quad m_{1 \odot 2}(A) = \sum_{B \cap C = A} m_1(B) m_2(C). \quad (2.31)$$

Cette loi est utilisée lorsque les sources d'information sont connues fiables. Elle vérifie en outre certaines propriétés mathématiques importantes, notamment, l'associativité, la commutativité, la non idempotence c-à-d., ( $m_{1 \odot 2} \neq m_1$ ) et admet encore un élément neutre,  $m(\Omega) = 1$  (SMETS, 1990; DUBOIS et PRADE, 1986; KLAWONN et SCHWECKE, 1992).

Pour  $k$  fonctions de masse de  $\mathcal{M}(\Omega)$ , la combinaison s'écrit pour tout  $A \subseteq \Omega$  comme suit,

$$m_1 \odot m_2 \dots \odot m_k(A) = \sum_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_k = A} \prod_{i=1}^k m_i(A_i). \quad (2.32)$$

Cette loi conduit à une fonction de masse non normalisée ( $m_{1 \odot 2}(\emptyset) > 0$ ). Cette dernière quantité est appelée le degré de conflit entre  $m_1$  et  $m_2$  et quantifie le désaccord entre les deux sources d'information. Cette condition n'étant pas possible dans le cas du monde fermé, il est donc nécessaire de procéder à l'opération de normalisation du Dempster (DEMPSTER, 1967a).

#### b) Opérateur de Dempster

La loi orthogonale ou la règle de combinaison du Dempster, notée  $\oplus$ , force la masse de l'ensemble vide à 0, ce qui entraîne une normalisation du reste des masses. Elle est définie sur l'ensemble des masses  $\mathcal{M}(\Omega)$  pour le cas de deux sources par,

$$\oplus : \mathcal{M}(\Omega) \times \mathcal{M}(\Omega) \mapsto \mathcal{M}(\Omega) \quad (2.33)$$

$$(m_1, m_2) \mapsto m_{1 \oplus 2} \quad (2.34)$$

$$\text{tel que } \forall A \subseteq \Omega, \quad A \neq \emptyset \quad m_{1 \oplus 2}(A) = \frac{m_{1 \odot 2}(A)}{1 - m_{1 \odot 2}(\emptyset)} \quad (2.35)$$

L'équation (2.35) s'écrit autrement,

$$m_{1\oplus 2}(A) = \frac{\sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C)}{\sum_{B \cap C \neq \emptyset} m_1(B)m_2(C)}, \quad \forall A \subseteq \Omega, \quad A \neq \emptyset. \quad (2.36)$$

Pour  $k$  fonctions de masse de  $\mathcal{M}(\Omega)$ , la combinaison s'écrit pour tout  $A \subseteq \Omega$  comme suit,

$$m_1 \oplus m_2 \dots \oplus m_k(A) = \frac{1}{1 - \varphi} \sum_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_k = A} \prod_{i=1}^k m_i(A_i), \quad (2.37)$$

Avec,

$$\varphi = \sum_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_k = \emptyset} \prod_{i=1}^k m_i(A_i). \quad (2.38)$$

Si  $\varphi = 1$ , les sources sont considérées complètement conflictuelles, alors ils ne peuvent pas être combinés.

Tout comme la loi conjonctive, la loi orthogonale est dotée des propriétés mathématiques intéressantes comme l'associativité, la commutativité, la non idempotence et possède un élément neutre qui est la fonction de masse vide  $m_{1\oplus 2}(\emptyset) = 0$ . Par conséquent, les sources peuvent être fusionnées dans n'importe quel ordre et de façon récursive à multi-niveaux. Ces propriétés sont très utiles dans le cadre de la fusion de données multi-capteurs, surtout quand le contrôle totale de l'ordre d'arrivée des données n'est pas de tout déterminé et flexible (Cf. chapitre 5).

A noter que la loi conjonctive a une expression plus simple en terme de fonction de communalité. Ainsi,

$$q_{1\odot 2}(A) = q_1(A) \cdot q_2(A), \quad \forall A \subseteq \Omega. \quad (2.39)$$

En cas de fonction de masse bayésienne, il est possible de reformuler la loi conjonctive afin de mettre en évidence le lien entre les théories des fonctions de croyance et des probabilités (CÔME, 2009). Établit par le théorème des masses totales, cette reformulation est donnée par,

$$m_{1\odot 2}(A) = \sum_{B \subseteq \Omega} m_1(B)m_2(A|B), \quad \forall A \subseteq \Omega. \quad (2.40)$$

### 2.3.2 Loi disjonctive

Introduite par Dubois et Prade (SMETS, 1993; DIDIER et HENRI, 2008), la loi disjonctive suppose qu'au moins une des sources fusionnées soit fiable. Elle est donc une loi à caractère prudent que la loi conjonctive.

Soit  $m_1, m_2$  deux fonctions de masses définies sur un cadre de discernement identique  $\Omega$  et issues de deux sources distinctes. La loi disjonctive notée  $\cup$  permet d'agréger ces deux masses. On note par  $m_1 \cup m_2 = m_{1\cup 2}$  le résultat de la combinaison disjonctive. Ainsi, l'opérateur binaire conjonctif  $\cup$  se définit sur l'ensemble des masses  $\mathcal{M}(\Omega)$  de la manière suivante,

$$\textcircled{\cup} : \mathcal{M}(\Omega) \times \mathcal{M}(\Omega) \mapsto \mathcal{M}(\Omega) \quad (2.41)$$

$$(m_1, m_2) \mapsto m_{1\textcircled{\cup}2} \quad (2.42)$$

$$\text{tel que } \forall A \subseteq \Omega, \quad m_{1\textcircled{\cup}2}(A) = \sum_{B \cup C = A} m_1(B)m_2(C). \quad (2.43)$$

C'est une approche intéressante si nous ne savons pas modéliser les fiabilités des sources, leurs ambiguïtés et imprécisions. De même que la loi conjonctive, cette loi est associative, commutative mais non idempotente, qui admet comme élément neutre  $m(\emptyset) = 1$  et comme élément absorbant la fonction de masse vide.

A l'inverse de l'opérateur conjonctif, l'opérateur disjonctif a une expression plus simple en terme de fonction d'implicabilité. Ainsi,

$$b_{1\textcircled{\cup}2}(A) = b_1(A) \cdot b_2(A), \quad \forall A \subseteq \Omega. \quad (2.44)$$

### 2.3.3 Opérateur prudent de Denœux

L'hypothèse des sources indépendantes est fortement impliquée dans les lois de fusion sus-mentionnées. Toutefois, cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée en pratique, Denœux (DENŒUX, 2008) a introduit une nouvelle loi de combinaison, appelée opérateur prudent ( $\textcircled{\wedge}$ ), tenant compte du fait des sources totalement dépendantes. Cet opérateur a pour but d'éviter de comptabiliser deux fois l'information issue des sources grâce à la propriété d'idempotence, c-à-d.,  $m_{1\textcircled{\wedge}2} = m_1 = m_2$ .

Soit  $m_1, m_2$  deux fonctions de masses *non dogmatiques*, décomposables en loi conjonctive de fonctions de masse *simples* (SHAFER, 1976b; PHILIPPE, 1995),

$$m_{1\textcircled{\wedge}2}(A) = \bigcap_{\emptyset \neq A \subset \Omega} A^{w_1(A) \wedge w_2(A)}, \quad (2.45)$$

où  $w_1(A) \in [0, 1]$ ,  $w_2(A) \in [0, 1]$  pour tout  $A \subset \Omega$ ,  $A \neq \emptyset$  et  $\wedge$  représente l'opérateur *minimum*.  $w(A)$  est une fonction de pondération et peut-être obtenue par une formule analytique simple. Soit  $A_1, A_2, \dots, A_n$   $n$  sous-ensembles de  $\Omega$  tel que  $A_i \cap A_j = \emptyset$ , pour tout  $i, j \in \{1, 2, \dots, n\}$ , et soit  $m$  une fonction de masse sur  $\Omega$  avec les éléments focaux  $A_1, A_2, \dots, A_n$ . La fonction de pondération associée à  $m$  est donnée par,

$$w(A) = \begin{cases} \frac{m(\Omega)}{m(A_k) + m(\Omega)} & \text{si } A = A_k \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.46)$$

### 2.3.4 Combinaison mixte

Dubois et Prade (HALL et LLINAS, 1997) ont proposé une loi de combinaison dite mixte, cette dernière tire les avantages des lois conjonctive et disjonctive. On note par  $m_{1\textcircled{\otimes}2}$  le résultat de la combinaison mixte. Ainsi, l'opérateur mixte ( $\textcircled{\otimes}$ ) se définit sur l'ensemble des masses  $\mathcal{M}(\Omega)$  par,

TABLE 2.4 – Représentations de la connaissance de l'état d'un patient susceptible d'une pathologie grave par deux fonctions de masse.

	$\emptyset$	$\{bro\}$	$\{can\}$	$\{bro, can\}$	$\{tub\}$	$\{bro, tub\}$	$\{can, tub\}$	$\{bro, can, tub\}$
$m_1$	0.2	0	0	0	0.3	0.4	0	0.1
$m_2$	0	0	0	0	0	0.9	0	0.1

$$\otimes : \mathcal{M}(\Omega) \times \mathcal{M}(\Omega) \mapsto \mathcal{M}(\Omega) \quad (2.47)$$

$$(m_1, m_2) \mapsto m_{1 \otimes 2} \quad (2.48)$$

tel que  $\forall A \subseteq \Omega, A \neq \emptyset,$

$$m_{1 \otimes 2}(A) = \sum_{A_1 \dots \cap A_n = A} \prod_{j=1}^n m_j(A_j) + \sum_{\substack{A_1 \dots \cap A_n = \emptyset \\ A_1 \dots \cup A_n = A}} \prod_{j=1}^n m_j(A_j). \quad (2.49)$$

Il est intéressant de souligner que plusieurs opérateurs de combinaison ont été proposés dans la littérature. Pour plus d'informations, le lecteur est référé aux travaux de (SAMET, 2014; MARTIN, 2005). Nous présentons par la suite quelques propriétés mathématiques qui intéressent les lois conjonctive et disjonctive. Soient  $m_1$  et  $m_2$  deux fonctions de masse, nous avons,

$$m_{1 \otimes 2} \subseteq m_1 \subseteq m_{1 \cup 2}, \quad \forall A \subseteq \Omega. \quad (2.50)$$

$$m_{1 \otimes 2} \subseteq m_2 \subseteq m_{1 \cup 2}, \quad \forall A \subseteq \Omega. \quad (2.51)$$

Afin d'illustrer les éléments que nous avons vus dans les sections précédentes, reprenons l'exemple du diagnostic médical, exemple (2.3.1).

**Exemple 2.3.1 diagnostic médical, (suite).** Un examen complémentaire permet de déterminer avec quasi-certitude que le patient ne souffre pas d'un cancer des poumons. Cette croyance peut être modélisée par la fonction de masse  $m_2$  définie par,

$$\begin{aligned} m_2(\{bro, tub\}) &= 0.9, \\ m_2(\{bro, can, tub\}) &= 0.1. \end{aligned} \quad (2.52)$$

Le praticien intègre cette nouvelle information à son diagnostic Table. (2.4), en combinant via la **loi conjonctive**  $m_1$  et  $m_2$ . Le résultat de cette combinaison est comme suit,



$$\begin{aligned}
m_{1\oplus_2}(\emptyset) &= 0.20, \\
m_{1\oplus_2}(\{tub\}) &= 0.30, \\
m_{1\oplus_2}(\{bro, tub\}) &= 0.49, \\
m_{1\oplus_2}(\{bro, can, tub\}) &= 0.01.
\end{aligned}
\tag{2.53}$$

Une part importante de connaissance est transférée au singleton  $\{bro, tub\}$  après la fusion. Nous remarquons que l'ignorance en  $\Omega$  est réduite, que certains symptômes sont complètement exclus et que d'autres conservent leurs masses initiales. ■

## 2.4 Opérations sur le cadre de discernement

### 2.4.1 Affaiblissement « Discounting »

L'opération d'affaiblissement consiste à introduire un coefficient d'affaiblissement sur les sources non fiables. Elle permet donc de réduire le degré d'incertitude des éléments focaux non triviaux. L'affaiblissement est introduit par les travaux de Shafer (SHAFER, 1976b) et Smets (SMETS, 1993), généralisé ensuite par les travaux de Mercier (MERCIER, QUOST et DENŒUX, 2005; MERCIER, QUOST et DENŒUX, 2008). A partir d'une constante  $\alpha \in [0, 1]$ , appelée taux d'affaiblissement ou « discounting rate », l'affaiblissement d'une fonction de masse  $m$  est donné par :

$$\begin{cases}
{}^\alpha m(A) &= (1 - \alpha)m(A), \forall A \subset \Omega, \\
{}^\alpha m(\Omega) &= (1 - \alpha)m(\Omega) + \alpha.
\end{cases}
\tag{2.54}$$

Avec,

$$\begin{cases}
\alpha = 1 & \text{la source est complètement non fiable} \\
\alpha = 0 & \text{la source est complètement fiable} \\
0 < \alpha < 1 & \text{la source est fiable avec un taux } \alpha
\end{cases}$$

L'intérêt de cette opération réside dans la modélisation des fonctions de masse. Une maîtrise consistante de la fiabilité des sources permet de réduire l'ignorance en tout  $A \in 2^\Omega$ . Dans (ELOUEDI, MELLOULI et SMETS, 2004), les auteurs proposent une manière d'obtenir les taux d'affaiblissement des sources par apprentissage.

#### a) Affaiblissement contextuel

Comme son nom l'indique, la fiabilité ici varie selon le contexte (MERCIER, QUOST et DENŒUX, 2008). Ainsi, pour chaque hypothèse du cadre de discernement un degré de fiabilité lui est accordé. L'affaiblissement contextuel d'une masse  $m$  où  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_k) \in [0, 1]$  représente le vecteur des taux d'affaiblissement est donné par (MERCIER, QUOST et DENŒUX, 2008),

$${}^\alpha m(A) = \sum_{B \subseteq \Omega} {}^\alpha G(A, B)m(B) \quad \forall A \subseteq \Omega,
\tag{2.55}$$

tel que,

$${}^{\alpha}G(A, B) = \begin{cases} \prod_{\omega_k \in A \setminus B} \alpha_k \prod_{\omega_l \in \bar{A}} 1 - \alpha_l & \text{si } B \subseteq A \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

## 2.4.2 Extension vide et marginalisation

Afin de combiner des fonctions de masse définies sur des cadres de discernement différents, par exemple  $\Omega$  et  $\Theta$ , il est nécessaire de recourir à des opérations d'extension et de marginalisation. Le but des ces opérations est de travailler sur un espace commun.

Soit un espace produit  $\Omega \times \Theta$ . L'extension d'une fonction de masse  $m$  sur  $\Omega \times \Theta$  notée  $m^{\uparrow(\Omega \times \Theta)}$  est une fonction de masse sur  $\Omega \times \Theta$  définie par (SHAFER, 1976b),

$$m^{\uparrow(\Omega \times \Theta)}(B) = \begin{cases} m(A) & B = A \times \Omega, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.56)$$

Étant données deux fonctions de masse  $m_1$  et  $m_2$ , leur combinaison en loi conjonctive sur  $\Omega \times \Theta$  peut-être obtenue à l'aide de fusion de leurs extensions vides sur  $\Omega \times \Theta$  comme suit,

$$m_1 \circledast m_2 = m_1^{\uparrow \Omega \times \Theta} \circledast m_2^{\uparrow \Omega \times \Theta}. \quad (2.57)$$

L'opération inverse, la marginalisation permet de passer d'un espace produit en une fonction de masse définie sur un des sous-espaces. Soit un espace produit  $\Omega \times \Theta$ . La marginalisation d'une fonction de masse  $m^{\Omega \times \Theta}$  sur  $\Omega$  notée  $m^{(\Omega \times \Theta)\downarrow}$  est une fonction de masse sur  $\Omega$  définie par,

$$m^{(\Omega \times \Theta)\downarrow}(A) = \sum_{B \subseteq \Omega \times \Theta, B^{\downarrow \Omega} = A} m^{\Omega \times \Theta}(B), \quad \forall A \subseteq \Omega, \quad (2.58)$$

où  $B^{\downarrow \Omega}$  la projection de  $B$  sur  $\Omega$  telle que  $B^{\downarrow \Omega} = \{a | a \in \Omega, B \cap (\{a\} \times \Theta) \neq \emptyset\}$ .

En figure (2.4), une illustration d'un transfert de masse par marginalisation (en haut) et par extension vide (en bas), dans le cas d'un espace produit avec  $m^{\Omega}$  représente une fonction de masse quelconque.

Pour mieux illustrer ces deux notions, prenons l'exemple (2.4.1) ci-après.

**Exemple 2.4.1** Soient  $\Omega = \{\omega_1, \omega_2\}$  et  $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$  deux cadres de discernement. Soient  $m_1$  et  $m_2^{\Omega \times \Theta}$  deux fonctions de masse définies respectivement par,

$$m_1(\{\omega_1\}) = 0.6,$$

$$m_1(\Omega) = 0.4.$$

et

$$m_2^{\Omega \times \Theta}(\{(\omega_1, \theta_2), (\omega_2, \theta_1)\}) = 0.7,$$

$$m_2^{\Omega \times \Theta}(\Omega \times \Theta) = 0.3.$$

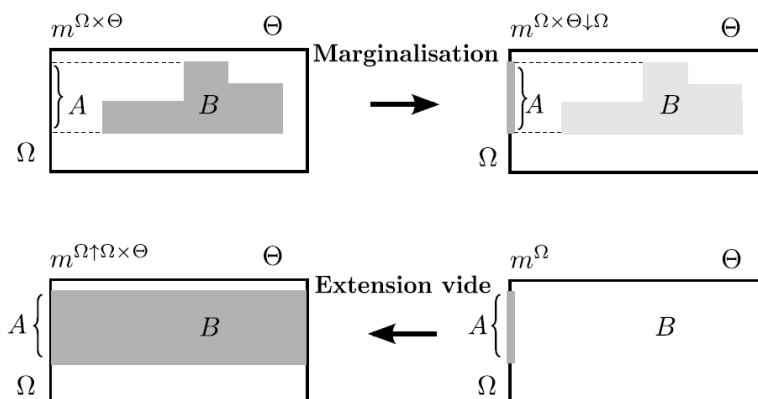


FIGURE 2.4 – Illustration de l’extension vide (en bas) et de marginalisation (en haut)

Étant donnée  $m_1$  et  $m_2^{\Omega \times \Theta}$ , il est possible d’obtenir la fonction de masse  $m_{12}^{\Theta}$  sur  $\Theta$  par l’équation suivante,

$$m_{12}^{\Theta} = (m_1^{\uparrow \Omega \times \Theta} \circledast m_2^{\Omega \times \Theta})^{\downarrow \Theta}. \quad (2.59)$$

Le calcul du terme droit de l’équation (2.59) implique d’abord une extension vide de  $m_1$  à  $\Omega \times \Theta$ ,

$$\begin{aligned} m_1^{\uparrow \Omega \times \Theta}(\{(\omega_1, \theta_1), (\omega_1, \theta_2)\}) &= 0.6, \\ m_1^{\uparrow \Omega \times \Theta}(\Omega \times \Theta) &= 0.4. \end{aligned}$$

La fonction de masse  $m_1^{\uparrow \Omega \times \Theta}$  peut-être donc combinée avec  $m_2^{\Omega \times \Theta}$  en loi conjonctive. Le résultat de cette combinaison notée  $m_{1 \circledast 2}^{\Omega \times \Theta}$  est donnée par,

$$\begin{aligned} m_{1 \circledast 2}^{\Omega \times \Theta}(\{(\omega_1, \theta_1), (\omega_1, \theta_2)\}) &= 0.6 \cdot 0.3 = 0.18, \\ m_{1 \circledast 2}^{\Omega \times \Theta}(\{(\omega_1, \theta_2)\}) &= 0.6 \cdot 0.7 = 0.42, \\ m_{1 \circledast 2}^{\Omega \times \Theta}(\{(\omega_1, \theta_2), (\omega_2, \theta_1)\}) &= 0.4 \cdot 0.7 = 0.28, \\ m_{1 \circledast 2}^{\Omega \times \Theta}(\Omega \times \Theta) &= 0.4 \cdot 0.3 = 0.12. \end{aligned}$$

Finalement, la marginalisation sur  $\Theta$ ,  $m_{1 \circledast 2}^{\Omega \times \Theta \downarrow}$ , donne  $m_{12}^{\Theta}$ ,

$$\begin{aligned} m_{12}^{\Theta}(\{\theta_2\}) &= 0.42, \\ m_{12}^{\Theta}(\Theta) &= 0.58. \end{aligned}$$

■

### 2.4.3 Raffinement et grossissement « Refinement and Coarsening »

Ces deux opérations permettent de transférer bidirectionnellement une ou plusieurs parties de connaissance entre deux référentiels différents compatibles.

Soient  $\Omega$  et  $\Theta$  deux cadres de discernement. Une application multivaluée  $\rho : 2^\Theta \mapsto 2^\Omega$  est appelée *raffinement* de  $\Theta$  si elle vérifie,

1. l'ensemble  $\{\rho(\{\theta\}), \theta \in \Theta\} \subseteq 2^\Omega$  est une partition de  $\Omega$ .
2. pour tout  $B \in \Theta$ ,

$$\rho(B) = \bigcup_{\theta \in B} \rho(\{\theta\}). \quad (2.60)$$

Ainsi,  $\Omega$  est un raffinement de  $\Theta$  et  $\Theta$  est un grossissement de  $\Omega$  par la relation inverse  $\rho^{-1}$ . En figure (2.5), une illustration des opérations de raffinement et de grossissement est bien éclaircie.

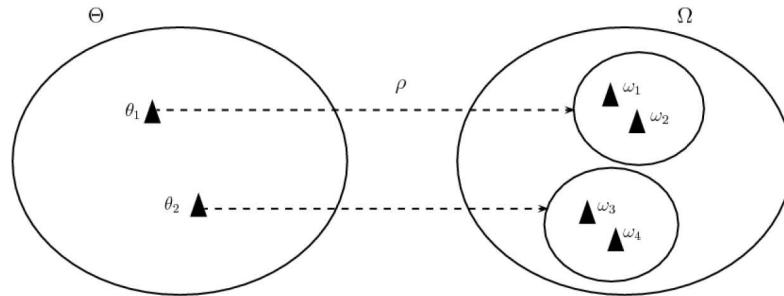


FIGURE 2.5 – Grossissement  $\Theta = \{\theta_1, \theta_2\}$  de cadre  $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4\}$ , défini par un raffinement  $\rho(\{\theta_1\}) = \{\omega_1, \omega_2\}$ ,  $\rho(\{\theta_2\}) = \{\omega_3, \omega_4\}$ .

### 2.4.4 Conditionnement et déconditionnement

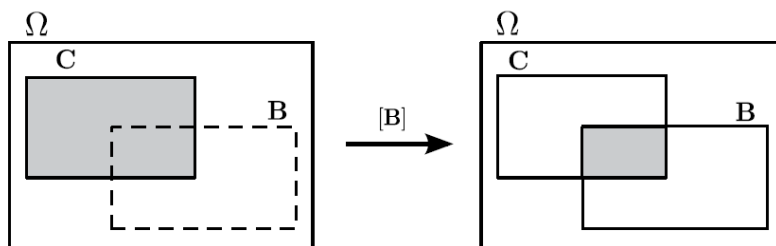
Le conditionnement permet de tenir compte d'une nouvelle information certaine. Pré-établi dans d'autres théories de l'incertain comme la théorie des possibilités (ZADEH, 1999) et la théorie des probabilités (CHUNG, 2000). Ce concept est fortement présent dans la théorie des fonctions de croyance par les travaux de Smets (SMETS, 1990) dans son modèle des croyances transférables sur le principe d'indifférence ou d'ignorance totale.

Soit  $m$  une fonction de masse définie sur  $\Omega$  et  $B$  un sous ensemble non vide de  $\Omega$ ,  $\emptyset \neq B \subseteq \Omega$ . Le conditionnement de  $B$  donné en figure (2.6) notée  $m(\cdot|B)$  est définie de la façon suivante,

$$m(A|B) = \begin{cases} \sum_{C \cap B = A} m(C) & \text{si } A \subseteq B, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.61)$$

La version normalisée de cette opération est donnée par,

$$m(A|B) = \begin{cases} \frac{m(A|B)}{1 - m(\emptyset|B)} & \text{si } A \subseteq B, A \neq \emptyset, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (2.62)$$

FIGURE 2.6 – Conditionnement du sous-ensemble  $B$ .

Le déconditionnement est l'opération duale du conditionnement. Cependant, il est très délicat de retrouver la fonction de masse d'origine  $m$ . Par voie de fonction de plausibilité, le déconditionnement s'écrit ainsi pour  $A \subset B$ ,

$$pl(A) = pl(A|B)pl(B). \quad (2.63)$$

Vu que  $pl(B)$  est inconnue en pratique, cela conduit à prendre,

$$\begin{aligned} pl(A) &= pl(A|B), \quad \forall A \subset B, \\ pl(A) &= 1, \quad \forall A \not\subset B. \end{aligned} \quad (2.64)$$

## 2.5 Prise de décision

La prise de décision est l'étape la plus importante de toute théorie impliquant la décision. La prise de décision dans le cadre des fonctions de croyance consiste en le choix d'un singleton qui répond au mieux au problème posé suivant une règle donnée. Dans le cadre Bayésien, le maximum a posteriori est la règle de décision majeure, tandis que dans l'ère des fonctions de croyance, plusieurs stratégies de décisions sont possibles (DENOEU, 1997b). Deux simples stratégies semblent a priori envisageables : *a*) sélectionner le singleton ou l'hypothèse ayant le plus grand degré de crédibilité ou *b*) sélectionner le singleton avec le maximum de plausibilité. Une autre stratégie souvent utilisée est celle de la probabilité pignistique, proposée par Smets dans son modèle des croyances transférables. La probabilité pignistique permet de transformer une fonction de masse en distribution de probabilité.

Bien que ces stratégies soient fortement présentes dans la littérature, différentes déclinaisons de décisions ont été développées. Citons par exemple, le maximum de crédibilité sans recouvrement des intervalles de confiance, le maximum de crédibilité avec rejet et la règle de décision avec coût. Nous nous limitons dans cette section à la présentation des approches les plus couramment exploitées par les experts du domaine, notamment les trois stratégies citées en premier lieu et la règle de décision avec coût.

## 2.5.1 Maximum des fonctions de croyance

### a) Maximum de crédibilité

La décision fondée sur le maximum de crédibilité constitue un critère pessimiste. La crédibilité définit la borne inférieure de probabilité quant à la sélection d'un élément  $\omega_i$  dans le cadre de discernement. Le maximum de crédibilité donne alors le minimum de chance à chacune des disjonctions. Soit  $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$  le cadre de discernement, le maximum de crédibilité est donné par,

$$\tilde{h}_b = \arg \max_{\omega_i \in \Omega} bel(\omega_i). \quad (2.65)$$

### b) Maximum de plausibilité

La décision fondée sur le maximum de plausibilité constitue un critère optimiste mais il manque de pouvoir discriminant à cause de ce critère. La plausibilité définit la borne supérieure de probabilité quant à la sélection d'un élément  $\omega_i$  dans le cadre de discernement. Le maximum de plausibilité focalise une part de connaissance importante sur les singletons. Soit  $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$  le cadre de discernement, le maximum de plausibilité est donné par,

$$\tilde{h}_p = \arg \max_{\omega_i \in \Omega} pl(\omega_i). \quad (2.66)$$

## 2.5.2 Décision pignistique de Smets

Il s'agit d'une solution transformant les fonctions de masse en probabilité (DENOEU, 1997b; DUBOIS et PRADE, 1982; SMETS, 2005; SMETS et KENNES, 1994). La transformation pignistique consiste à partager équitablement la masse d'une proposition  $A$  sur les hypothèses élémentaires contenues dans  $A$ , pour tout  $A \subseteq \Omega$ . L'expression de la transformation pignistique notée  $betP(\cdot)$  est alors la suivante,

$$betP(\omega) = \sum_{A \neq \emptyset, A \subseteq \Omega, \omega \in A} \frac{m(A)}{|A|(1 - m(\emptyset))}, \quad \forall \omega \in \Omega. \quad (2.67)$$

La décision finale est donc le maximum de la transformation pignistique.

$$\tilde{h} = \arg \max_{\omega_i \in \Omega} betP(\omega_i). \quad (2.68)$$

## 2.5.3 Règle de décision avec coût

Cette stratégie de décision repose sur la minimisation du risque pignistique (DENOEU, 1995; SAVAGE, 1972). Soit  $\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n\}$  le cadre de discernement,  $\mathcal{A} = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  l'ensemble des actions. L'action  $a_i$  correspond au choix du singleton  $\omega_i$ . On note par  $\lambda(a_i, \omega_j)$  le coût de choix  $a_i$  quand la vérité est  $\omega_j$ . La mesure de risque de chaque action  $a_i$  est définie par,

$$R(a_i) = \sum_{\omega_j \in \Omega} \lambda(a_i, \omega_j) P(\omega_j), \quad (2.69)$$

où  $P$  est une mesure de probabilité définie sur  $\Omega$ . La décision Bayésienne consiste au choix de l'action qui minimise  $R(a_i)$ , donnée par,

$$\tilde{h} = \arg \min_{a_i \in \mathcal{A}} R(a_i). \quad (2.70)$$

Dans le cadre des fonctions de croyance, l'incertitude sur  $\Omega$  est définie par un intervalle  $[bel(A), pl(A)]$ ,  $\forall A \subseteq \Omega$ , d'où la mesure de risque inférieure et supérieure de chaque action  $a_i$  peut être définie respectivement de la manière suivante (DENOEU, 1997b; SMETS, 1981),

$$R_*(a_i) = \sum_{A \subseteq \Omega} m(A) \min_{\omega \in A} \lambda(a_i, \omega), \quad (2.71)$$

l'équation (2.71) s'interprète comme la décision pessimiste.

$$R^*(a_i) = \sum_{A \subseteq \Omega} m(A) \max_{\omega \in A} \lambda(a_i, \omega), \quad (2.72)$$

l'équation (2.72) s'interprète comme la décision optimiste.

Afin d'illustrer la notion de prise de décision dans le cadre des fonctions de croyance, reprenons encore une fois l'exemple de diagnostic médical, exemple (2.5.1).

**Exemple 2.5.1** *Supposons que le praticien doive se prononcer sur la maladie dont souffre le patient. La transformation pignistique étant en forme normalisée, il est nécessaire de recalculer la conjonction des masses  $m_1$  et  $m_2$  à travers la règle du Dempster ou la loi orthogonale. Ceci dit, rien n'empêche d'obtenir la transformation pignistique en sa forme non normalisée. Ainsi, en utilisant la règle de Dempster, nous avons,*

$$\begin{aligned} m_{1 \oplus_2}(\{tub\}) &= 0.3750, \\ m_{1 \oplus_2}(\{bro, tub\}) &= 0.6125, \\ m_{1 \oplus_2}(\{bro, can, tub\}) &= 0.0125, \end{aligned} \quad (2.73)$$

Le calcul de la probabilité pignistique  $betP_{1 \oplus_2}(\cdot)$  associée à  $m_{1 \oplus_2}$  donne,

$$\begin{aligned} betP_{1 \oplus_2}(bro) &= 0.3104, \\ betP_{1 \oplus_2}(can) &= 0.0042, \\ betP_{1 \oplus_2}(tub) &= 0.6854, \end{aligned} \quad (2.74)$$

La prise de décision à travers le maximum de crédibilité et le maximum de plausibilité donne respectivement,  $\tilde{h}_b = 0.3750$  et  $\tilde{h}_p = 1$ . Par ailleurs, la décision sous le cadre de probabilité pignistique se situe au milieu avec une valeur  $\tilde{h} = 0.6854$  et en forte accord avec

la propriété (2.26). Par conséquent, les examens conduits mènent à penser que le patient présente une tuberculose plutôt qu'une bronchite. De plus l'hypothèse d'un cancer des poumons est loin d'être probable. Il est à noter que les fonctions de crédibilité, probabilité pignistique et plausibilité sont des fonctions croissantes pour l'inclusion. Ainsi, la décision doit être portée uniquement sur les singletons. ■

## 2.6 Estimation des fonctions de masse

L'estimation des fonctions de masse est l'étape la plus délicate dans la théorie des fonctions de croyance. Il n'y a pas une méthode universelle pouvant générer les fonctions de masse. Toutefois, des recherches conduites ont contribué au développement de certaines approches dites automatiques contraintes aux données et aux applications recherchées. Nous présentons ici des modèles largement discutés quant à la phase d'estimation des fonctions de masse à savoir les modèles probabilistes et d'autres à base de distance dont la méthode bien connue des  $k$  plus proches voisins en forme revisitée.

### 2.6.1 Estimation à base de vraisemblance

C'est une approche élaborée par Appriou (APPRIOU, 1993; APPRIOU, 2001). Il propose alors deux modèles pour l'estimation des fonctions de masses suivant deux axiomes importantes (APPRIOU, 2002). Nous proposons de considérer un problème général de discrimination entre  $N$  hypothèses  $\omega_i$  à partir d'observations relevées par  $M$  capteurs  $S_j$ .  $\phi_i^j$  correspond à l'information fournie par la source  $S_j$  sur l'hypothèse  $\omega_i$  pour l'observation  $x$ , et  $\alpha_i^j$  l'affaiblissement associé. Ces axiomes sont définis comme suit,

**Axiome 2.6.1** Chacun des  $N * M$  couples  $[\phi_i^j, \alpha_i^j]$  constitue une source d'information distincte, ayant pour éléments focaux  $\omega_i$ ,  $\omega_i^c$  et  $\Omega$ , où le cadre de discernement  $\Omega$  représente l'ensemble des  $N$  hypothèses.

**Axiome 2.6.2**  $\phi_i^j = 0$ , lorsqu'il est valide ( $\alpha_i^j = 1$ ), permet d'affirmer que  $\omega_i$  n'est pas vérifiée.

Ainsi,  $\phi_i^j$  caractérise la vraisemblance de chaque hypothèse  $\omega_i$  délivrée par chaque capteur  $S_j$ , notée dans ce cadre par  $L(\omega_i|x_j)$ . Le premier modèle permettant d'obtenir la fonction de masse est donné par,

$$\begin{cases} m_{ij}(\{\omega_n\}) &= 0, \\ m_{ij}(\{\omega_n^c\}) &= \alpha_i^j(1 - R \cdot L(\omega_i|x_j)), \\ m_{ij}(\Theta) &= 1 - \alpha_i^j(1 - R \cdot L(\omega_i|x_j)). \end{cases} \quad (2.75)$$

Le deuxième modèle est défini comme suit,

$$\begin{cases} m_{ij}(\{\omega_n\}) &= \frac{\alpha_i^j \cdot R \cdot L(\omega_i|x_j)}{1 + R \cdot L(\omega_i|x_j)}, \\ m_{ij}(\{\omega_n^c\}) &= \frac{\alpha_i^j}{1 + R \cdot L(\omega_i|x_j)}, \\ m_{ij}(\Theta) &= 1 - \alpha_i^j. \end{cases} \quad (2.76)$$

Le terme  $R$  est un facteur de normalisation défini par,



$$R \in \left[ 0, \left( \frac{1}{\max_{i,j} L(\omega_i | x_j)} \right) \right]. \quad (2.77)$$

### 2.6.2 Estimation à base de $k$ plus proches voisins

L'estimation fondée sur la méthode de  $k$  plus proches voisins tire l'avantage des modèles de distances. C'est une approche proposée par Denœux, retrouvée dans des applications de reconnaissance de formes (DENOËUX, 1995; DENOËUX, 1997a). L'estimation ici ne porte que sur les éléments focaux  $\{\omega_i\}$  et  $\Omega$ .

Soit  $\mathcal{L}$  une base d'apprentissage composée des vecteurs  $x^{(i)}$ , et soit  $x$  le vecteur à classer. Les fonctions de masses sont données par,

$$\begin{cases} m_j(\{\omega_i\}) &= \alpha_i^j \psi_i(d(x, x_i)), \\ m_j(\Omega) &= 1 - \alpha_i^j \psi_i(d(x, x_i)). \end{cases} \quad (2.78)$$

avec  $\alpha_i^j$  représente l'affaiblissement.  $\psi_i(\cdot)$  est une fonction décroissante vérifiant les conditions,  $\psi_i(0) = 1$  et  $\lim_{d \rightarrow +\infty} \psi_i(d) = 0$ .  $d(x, x_i)$  est la fonction distance, où  $x_i$  le centroïde.  $\psi_i$  étant paramétrable, Denœux en propose une forme exponentielle pour le cas d'une distance euclidienne définie par,

$$\psi_i(d) = \exp(-\gamma_i d^2), \quad (2.79)$$

où  $\gamma_i$  est un paramètre associé à l'hypothèse  $\omega_i$  et peut être défini par  $\gamma_i = d^-$ , avec  $d$  la distance moyenne des éléments appartenant à  $\omega_i$  (DENOËUX, 1995).

Ce modèle conduit à l'estimation des fonctions de masse à travers la méthode des  $k$  plus proches voisins en considérant uniquement les  $k$  vecteurs d'apprentissage  $x^{(i,k)}$  les plus proches de  $x$ . Ainsi,

$$\begin{cases} m_{ij}(\{\omega_i\}) &= \alpha_i^j \psi_{ij}(d(x, x^{(i,k)})), \\ m_{ij}(\Omega) &= 1 - \alpha_i^j \psi_{ij}(d(x, x^{(i,k)})). \end{cases} \quad (2.80)$$

Avec  $d(x, x^{(i,k)})$  la distance entre  $x^i$  et  $x$  pour  $k$  vecteurs.

## 2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la théorie des fonctions de croyance. Nous avons exploré à quel degré ce modèle mathématique est capable de fournir un cadre complet du raisonnement sous incertitude. De l'étape de modélisation jusqu'à la décision en passant par la fusion, la représentation de la connaissance ou de l'information est bien maîtrisée.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéressons à une application de ce processus de raisonnement sous incertitude à un problème de détection du contexte pour les systèmes d'aide à la conduite, une classe majeure des systèmes de transport intelligents.

## Chapitre 3

# L'aide à la conduite, vers un modèle fondé sur les fonctions de croyance

### 3.1 Introduction aux ADAS

L'automobile est un secteur hautement compétitif et à croissance rapide qui pousse l'industrie à livrer des véhicules plus sophistiqués avec autant de fonctionnalités intelligentes que possible. Les ADAS et ATIS sont des unités systèmes dont le but est d'améliorer l'expérience des usagers, souvent sur un réseau du trafic complexe et en forte croissance. Les systèmes d'aide à la conduite émergent en ce sens pour promouvoir la sécurité des passagers ainsi que d'atténuer les fortes interactions créées dans les environnements de conduite qui sont générées par des prises de décision imprécises ou des erreurs dues à la nature humaine.

La conduite est une tâche assez compliquée nécessitant ainsi un niveau élevé d'expertise et d'expérience, ce qui ressort clairement de l'ampleur des recherches initiées pour faire circuler un véhicule entièrement autonome, spécialement dans des scénarios de conduite difficiles et délicats. Les véhicules modernes sont considérés comme une parfaite intégration de nombreux systèmes, dont chacun varie en intelligence. Avec l'avènement des STI, on s'attend à ce que le véhicule exécute toutes les manœuvres dures de conduite, en évitant tout effet indésirable qui pourrait subvenir sur le réseau.

Les applications ADAS sont désormais présentes dans presque toute sorte de véhicules que nous conduisons ces jours. Dans ces applications, un véhicule est censé percevoir son environnement au moyen d'un ensemble de capteurs distincts, en revanche les informations sensorielles acquises doivent apporter un soutien à la décision efficace. Parmi les applications ADAS, on retrouve le stationnement automatique qui devient de plus en plus courant et le régulateur automatique de vitesse adaptatif connu sous ACC qui s'occupe de maintenir automatiquement la vitesse de véhicule, sans qu'un conducteur se préoccupe d'assurer un équilibre entre le freinage et l'accélération lors de la conduite sur les autoroutes.

De plus, la nouvelle génération de voitures autonomes peut déjà détecter les situations sujettes aux collisions avec une précision importante à l'aide des techniques DATMO. Par ailleurs, l'ensemble des tâches fournis par un système de véhicule intelligent comprennent la conduite automatisée y compris le véhicule sans conducteur, l'assistance à la navigation, la détection d'obstacles mobiles, la détection de signalisation routière, les notifications d'avertissement, l'assistance au freinage et le stationnement automatisé.

Les ADAS peuvent être divisés en fonction du degré d’immersion dont ils disposent. On distingue deux types de systèmes : les systèmes d’assistance basés sur l’information et les systèmes d’assistance basés sur la manipulation ou le contrôle. Le premier type se concentre sur la surveillance simultanée de l’environnement pour assister le conducteur dans l’opération de conduite et l’avertir dans des scénarios dangereux. Le deuxième type peut intervenir physiquement en prenant le contrôle total du véhicule pour atténuer et éviter les situations dangereuses.

Pour atteindre le stade actuel des progrès en ADAS, des efforts remarquables ont été entrepris. Au début des années 80, Dickmanns a pu construire des voitures qui pouvaient rouler de manière autonome sur des routes vides (DICKMANNS, 2007). Au cœur de son modèle figure les techniques de vision et les approches probabilistes. Les travaux de Dickmanns sont considérés comme une base des approches modernes. Aussi, les compétitions de DARPA « Defense Advanced Research Projects Agency » développées par le gouvernement américain dans le premier siècle des années 2000 ont été une étape de grande valeur pour le domaine de la conduite autonome avec l’introduction des configurations redondantes de capteurs (MONTEMERLO et al., 2006). Plus récemment, des sociétés et institutions de recherche de renom prennent part dans la promotion des ADAS. On peut citer à titre d’exemple Google Waymo<sup>1</sup> et NVIDIA Drive<sup>2</sup> qui utilisent et développent un ensemble sophistiqué de capteurs pour la perception tels que les scanners Lidar.

Il est essentiel de grader à l’esprit que les ADAS contribuent à alerter le conducteur au moment de navigation et dans d’autres situations où le danger est susceptible de perturber son contrôle. Alors que les données d’*input* proviennent fréquemment d’une variété de capteurs, notamment les capteurs Radar, Lidar 2D et 3D, les ultrasons et les images vidéo. Toutefois, un système intelligent actuel de véhicule n’est pas capable de faire face à tous les scénarios possibles que puissent rencontrer un conducteur dans la conduite quotidienne. Les informations détaillées et précises sur l’environnement de conduite sont difficiles à obtenir. La technologie des capteurs en raison de ses limites, de son incertitude de mesure et de son hétérogénéité n’est pas en mesure de fournir les données complètes requises par un système intelligent. Par conséquent, le processus de fusion est exploité pour combiner ces données afin d’assister au mieux le conducteur dans des situations potentiellement dangereuses.

Fournir des informations de trafic précises en temps réel reste encore un problème inhérent aux STI. Afin d’améliorer la base de connaissances des ADAS, les STI sont fortement concernés par les techniques de fusion de données de toute sorte de capteurs déployés dans l’environnement de conduite, et non seulement ceux encastés et à bord des véhicules. Les STI visent à être équipés d’autant de capteurs que possible. Par conséquent, d’énormes masses de données hétérogènes sont générées, fournissant des informations de trafic en temps réel multidimensionnelles et suffisamment importantes. La fusion de ces sources est perçue comme une réponse bien adaptée aux besoins opérationnels des centres de gestion du trafic et des opérateurs d’informations routières, leur permettant ainsi d’atteindre leur objectif plus efficacement (FAOUZI, LEUNG et KURIAN, 2011a). Cependant, divers défis se posent lorsque l’on s’intéresse aux réseaux de trafic à grande échelle, principalement aux niveaux des modèles mathématiques et algorithmiques. Plusieurs informations imprécises sont impliquées dans le processus d’inférence, ce qui rend la mesure du contexte

---

1. Google Waymo: <https://waymo.com/tech/>

2. NVIDIA Drive : <https://www.nvidia.com/en-us/self-driving-cars/>

non aisément représentée ni par les formalismes logiques ni par les estimateurs probabilistes classiques (LOWRANCE, GARVEY et STRAT, 2008).

Dans ce chapitre, nous abordons le problème du raisonnement probatoire « evidential reasoning » sur l'information du contexte pour l'assistance à la conduite. Le raisonnement probatoire signifie essentiellement le raisonnement avec preuves ou évidences. C'est une approche d'analyse de décision multi-critère pour traiter des problèmes à caractère à la fois quantitatif et qualitatif sous diverses formes d'incertitude. Autrement dit, son utilité potentielle est de traiter une grande variété de problèmes d'analyse d'incertitude au moyen de la théorie des fonctions de croyance. Dans (DENŒUX, 2019a), la prise de décision dans le cadre des fonctions de croyance est bien étudiée. L'auteur révèle des approches importantes qui peuvent être utilisées dans le raisonnement fondé sur preuve. De plus, le raisonnement probatoire a été appliqué dans de nombreux systèmes de reconnaissance d'activité (HONG et al., 2009; SUSAN et al., 2009). Le principe de base de l'utilisation du raisonnement probatoire pour l'identification de la situation est le suivant : d'une part les lectures capteurs sont utilisées comme preuves et traduites en contexte dans un modèle ou un réseau d'activité; d'autre part, les techniques de fusion sont effectuées pour déterminer un schéma plus complexe de l'activité d'intérêt (SUSAN et al., 2009).

Au cours de la dernière décennie, des recherches actives ont été menées sur la manière de représenter et d'exploiter le contexte ou les informations contextuelles dans le raisonnement probatoire. L'information contextuelle est un sujet néotérique dans la fusion de données multi-capteurs qui permet par l'utilisation des informations spécifiques et expertes dans le monde d'intérêt, d'améliorer les algorithmes de détection classiques, aussi de développer les performances du processus de raisonnement. En d'autres termes, l'information du contexte est la translation de l'information source via les nœuds de réseau du raisonnement à l'aide d'opérations d'inférence heuristique (OIH). Le chercheur Delvin (SNIDARO et al., 2016) adopte cette vision, définissant alors le contexte comme suit : une caractéristique  $\mathcal{F}$  est contextuelle pour une action  $\mathcal{A}$  si  $\mathcal{F}$  contraint  $\mathcal{A}$ , et peut affecter le résultat de  $\mathcal{A}$ , mais pas un constituant de  $\mathcal{A}$ . Le lecteur est référé à (DEVLIN, 2005) pour plus de détails concernant l'information du contexte. Ainsi, le contexte est une source d'information puissante et peut être utilisée à la fois pour transformer les données sources en informations et connaissances mais également pour acquérir de nouvelles connaissances.

La plupart des travaux en ce sens se concentrent sur la localisation et le suivi du comportement de conduite pour maintenir le guidage du conducteur tout au long du routage (GARCIA et al., 2012; YAN et al., 2017; LEONHARDT et WANIELIK, 2017; BERTOZZI et al., 2008; MARTI et al., 2012). Le filtre de Kalman, les machines à vecteurs de support, le mélange Gaussien, la classification naïve Bayésienne et les réseaux de neurones sont des pratiques courantes dans cette classe de problèmes.

Cependant, l'utilisation de l'information contextuelle conjointement avec le raisonnement probatoire reste limitée dans les applications ADAS. Dans (ZHANG et al., 2013), une approche de fusion d'information à plusieurs niveaux est proposée par la redéfinition de certaines propriétés de la théorie de Demspter-Shafer. Leur objectif est de détecter la congestion routière appliquée au réseau Ad-Hoc de véhicules (VANet). Le travail de (ZHAO et al., 2017) suggère une approche pour extraire les informations de marquage de voie pour la technologie véhicule-infrastructure (V2I) en combinant deux types de capteurs. Les travaux de (RASSAFI, GANJI et POURKHANI,

2017; SOHN et LEE, 2003b) traitent des aspects d'incertitude rencontrés dans l'évaluation de la sécurité routière. D'un autre côté, la recherche de (LEUNG, LI et JI, 2017) étudie le problème du transport de marchandises dangereuses en abordant la probabilité d'accident dans les situations conflictuelle par la règle de combinaison de Dempster.

A cet effet, l'application du raisonnement probatoire pour à l'aide à la conduite dans le cadre d'information contextuelle, au meilleur de nos connaissances, un nouveau domaine de recherche, et cette étude constitue une première étape dans cette direction. Ici, nous proposons un cadre formel pour raisonner avec des données perceptuelles en utilisant un ensemble de techniques spécifiquement conçues pour manipuler et raisonner à partir d'informations probantes. Pour atteindre cet objectif, nous nous sommes appuyés sur une conception de système modulaire en couches, dans lequel l'information sensorielle issue de l'environnement automobile est combinée avec une réflexion approfondie sur le comportement de conduite. L'intention derrière ce travail est de fournir une solution efficace et à jour capable d'améliorer l'assistance à la conduite à travers un cadre de raisonnement probatoire complet.

Dans ce contexte, nous présentons un nouveau système de raisonnement probatoire intelligent distribué pour les applications ADAS. La solution tire parti de l'information contextuelle, ainsi diverses informations sensorielles sont combinées à la base de la théorie des fonctions de croyances, y compris les OIH. Il s'agit d'une approche basée sur la fusion multi-niveaux où, à chaque niveau, de nombreux agents coopèrent constamment. Ils collectent et traitent les données provenant de l'environnement de conduite et les communiquent à un niveau haut en charge du processus d'inférence en utilisant un flux de raisonnement probatoire. En conséquence, des connaissances orientées-règles sont fournies à la fois pour l'assistance à la conduite et pour les centres de gestion du trafic.

## 3.2 Modèle de raisonnement et détection du contexte

### 3.2.1 Approche principale de détection du contexte

La présente recherche fournit une assistance améliorée au conducteur au moyen d'un cadre de raisonnement probatoire complet sous l'information contextuelle. Une association est donc établie entre des données sensorielles internes et externes de l'environnement de conduite. Les types de capteurs considérés ici appartiennent à la classe anonyme et binaire (WILSON et ATKESON, 2005), c.-à-d. les informations mesurées par les capteurs sont de type binaires : 0 (capteur *inactif*) et 1 (capteur *actif*). Les données sensorielles internes issues des capteurs *on-board* définissent l'interaction avec les propriétés physiques de véhicule, telles que l'accélération et le freinage. Les données sensorielles externes issues des capteurs en dehors de véhicule *out-board* définissent des indicateurs ayant une influence directe sur l'opération de conduite, par exemple l'intensité du trafic et les conditions météorologiques. Les capteurs externes se rapportent en outre aux indicateurs des services des villes intelligentes utilisés pour rechercher et développer la mobilité intelligente à l'intérieur des villes. En général, les villes intelligentes sont fondées à la base de 74 indicateurs, 31 facteurs et 6 caractéristiques (GIFFINGER et GUDRUN, 2010).

A l'étape de fusion, l'inférence sur ces données par la théorie des fonctions de croyance uniquement n'est pas suffisante. L'opération de fusion produit dans ce cas des informations imprécises et désagrégées. Ainsi, la prise de décision aussi affectée,

devient moins précise et conduit à de mauvaises actions. Afin d'améliorer la clarté de l'inférence, il est essentiel d'inclure des opérations d'inférence heuristique.

L'approche de raisonnement probatoire proposée étend l'état de l'art des modèles de fusion de données (YE, DOBSON et MCKEEVER, 2012; KHALEIGHI et al., 2013) par l'intégration de l'information du contexte extraite des modalités hétérogènes en vue de la reconnaissance d'activité améliorée. C'est une solution multi-niveaux spécifique aux applications ADAS. L'approche illustrée en figure (3.1) englobe deux parties principales. La partie à gauche modélise l'activité d'intérêt en fonction des données sensorielles internes. La partie à droite prend action des facteurs exogènes qui affectent l'activité d'intérêt en fonction des données sensorielles externes. La particularité multi-niveaux est en faite un réseau d'évidences (une représentation graphique des connaissances) structuré graphiquement de façon acyclique.

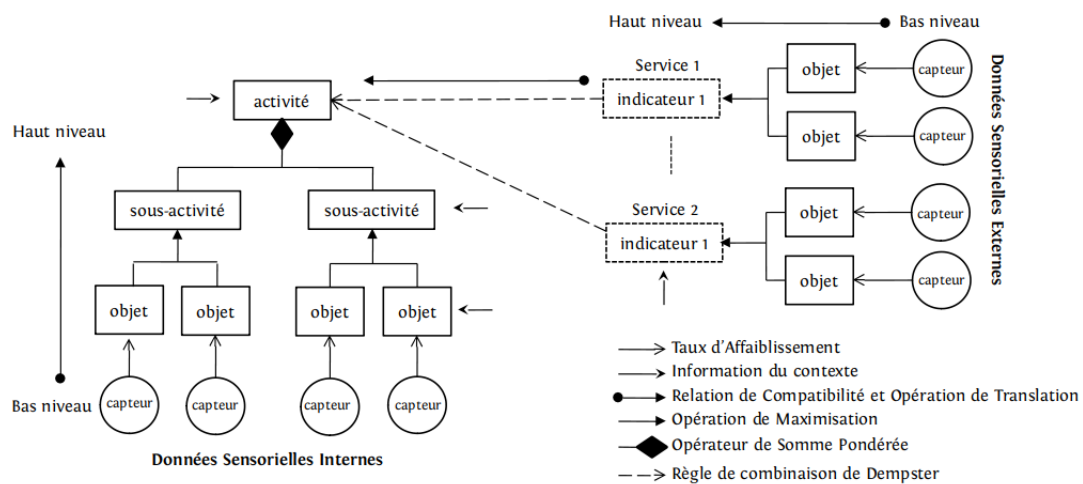


FIGURE 3.1 – Représentation graphique du réseau de raisonnement probatoire contextuel pour l'association de données.

La hiérarchie et les liaisons entre les nœuds créent une dépendance entre les deux parties, permettant d'augmenter la robustesse et la fiabilité des détections de l'activité en question. On distingue trois formes de liaison : la connexion, l'association et la transition comme indiqué en légende de figure (3.1). Dans ce réseau, les capteurs sont représentés par des nœuds circulaires. Les nœuds carrés représentent les informations contextuelles (un objet avec lequel un agent interagit) et les nœuds rectangulaires représentent les activités. Les nœuds rectangulaires en ligne pointillée représentent des systèmes de décision de diverses natures (classifieurs basés sur des seuils, algorithmes de reconnaissance de formes ou experts). Chaque nœud porte une fonction méticuleuse aux étapes d'inférence et donc au flux de raisonnement probatoire.

Comme souligné auparavant, la mise en œuvre du raisonnement probatoire est dirigée par des agents distribués. Suite à cela, les données *out-board* de véhicule sont modélisées par un graphe fortement connecté  $\mathcal{K}_n$ ,  $n \in \llbracket 1; p \rrbracket$ ,  $\mathcal{G} = (\mathcal{S}, \mathcal{E})$  comme illustré en figure (3.2).  $\mathcal{S}$  est l'ensemble de sommets et  $\mathcal{E}$  est l'ensemble de paires d'éléments distincts de  $\mathcal{S}$ , appelés arêtes. Chaque  $S_v \in \mathcal{S}$  incarne un service intelligent des villes intelligentes qui peut être *smart environment*, *smart mobility* etc...

Chaque service peut fournir au moins un indicateur par la voie des données sensorielles externes, par exemple la densité du trafic liée au service *smart mobility*. Une arête  $e \in \mathcal{E} : e = (S_v, S_w)$  associant  $S_v$  à  $S_w$ , correspond d'une part aux données multi-capteurs à combiner entre les sommets  $S_v$  and  $S_w$ , et en d'autre part au système *agent* qui relie ces deux sommets. Plus formellement,  $A_{(S_v, S_w)}$  désigne le système agent avec une tâche de fusion de données entre la paire  $(S_v, S_w)$ . L'opération de fusion est soutenue par la règle de combinaison de Dempster, tandis que les transitions entre les composantes du réseau d'évidences sont achevées par les OIH.

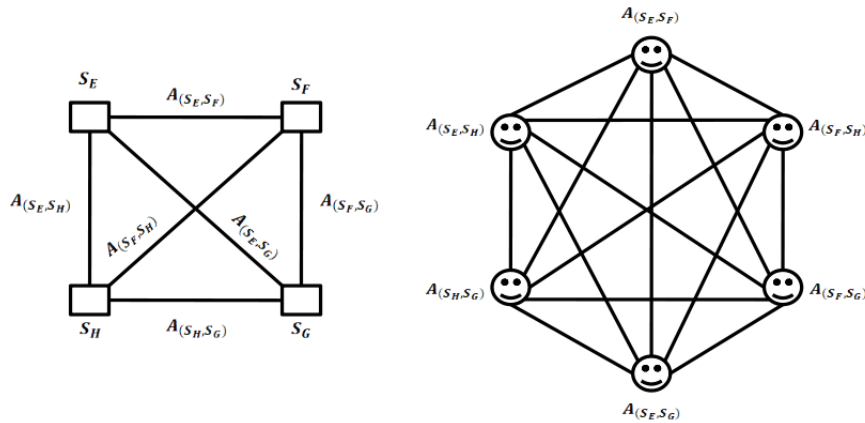


FIGURE 3.2 – Construction d'un *graphe* pour 4 services de villes intelligentes où les services sont associés par des arêtes (à gauche) ou par des sommets (à droite).

Dans la section suivante, nous présentons le modèle mathématique et les opérations mathématiques requises pour l'association de données avec un exemple d'application réduit.

### 3.2.2 Modèle Mathématique

#### a) Basiques des fonctions croyance

On reprend ici quelques définitions et propriétés minimales de la théorie de Dempster-Shafer adaptées à la définition du problème traité dans ce chapitre.

La théorie de Dempster-Shafer est une théorie mathématique d'évidence (SHAFER, 1976a). Elle est souvent utilisée pour modéliser l'information incomplète dans les situations de doute. Cette théorie permet de capturer et combiner toute certitude ou connaissance existant dans la capacité de classification des événements des sources d'informations (NOUR-EDDIN EL FAOUZI, 2009).

L'un des concepts principaux de la théorie est le cadre de discernement. Il est ainsi nommé car tous les corps d'évidence ou les hypothèses sont exprimés par rapport à ce cadre environnant (LOWRANCE, GARVEY et STRAT, 2008). Soit  $\Theta$  un cadre de discernement et  $2^\Theta$  l'ensemble des sous parties de  $\Theta$ . Si  $\Theta = E$  on a,

$$\mathcal{P}(E) = 2^E = \{E_i \mid 1 \leq i \leq 2^{|E|}, E \neq \emptyset\}. \quad (3.1)$$

$E_i$  est un sous-ensemble de  $E$ , appelé un élément focal. Le cadre de discernement facilite la répartition de part de croyance placée strictement sur chaque  $E_i \subseteq 2^\Theta$  par



une fonction de masse.  $E$  est un cadre de discernement, la fonction de masse est calculée pour tout élément de l'ensemble  $2^{\Theta}$ , définie ainsi par :

$$m : 2^E \mapsto [0, 1] \quad (3.2)$$

telle que,

$$\begin{cases} \sum_{E_i \subseteq E} m(E_i) = 1 \\ m(\emptyset) = 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

La quantité  $m(E_i)$  représente la croyance en la proposition  $E_i$  *uniquement*, et qui ne peut-être allouée à un sous-ensemble plus spécifique que  $E_i$ . La quantité  $m(\emptyset) = 0$  représente la masse qui ne peut être dédiée à aucune des propositions de  $E$ , appelée *masse conflictuelle* normalisée.

Dans le cadre des fonctions de croyance, deux fonctions de masses peuvent être combinées par la règle de combinaison de Dempster. Cette règle est utilisée pour trouver la conjonction des événements et la part de croyance associée. Soient  $m_1$  et  $m_2$  deux fonctions de masses définies sur un même cadre de discernement  $H$ , issues de deux sources distinctes  $E$  et  $F$ .  $m_1 \oplus m_2(\cdot) = m_{1 \oplus 2}(\cdot)$  est le résultat de la combinaison orthogonale. Ainsi, la règle de combinaison de Dempster est définie par,

$$m_{1 \oplus 2}(H_k) = \frac{\sum_{E_i \cap F_j = H_k} m_1(E_i) m_2(F_j)}{\sum_{E_i \cap F_j \neq \emptyset} m_1(E_i) m_2(F_j)}, \quad \forall H_k \subseteq H, \quad H_k \neq \emptyset. \quad (3.4)$$

Cette règle est associative, commutative et non idempotente et possède un élément neutre qui est la fonction de masse vide  $m_{1 \oplus 2}(\emptyset) = 0$ . Pour  $n$  fonctions de masse, la combinaison s'écrit pour tout  $H_k \subseteq H$  comme suit,

$$m_1 \oplus m_2 \dots \oplus m_n(H_k) = \frac{1}{1 - \varphi} \sum_{H_1 \cap H_2 \dots \cap H_n = H_k} \prod_{i=1}^n m_i(H_i), \quad (3.5)$$

Avec,

$$\varphi = \sum_{H_1 \cap H_2 \dots \cap H_n = \emptyset} \prod_{i=1}^n m_i(H_i). \quad (3.6)$$

Si  $\varphi = 1$ , les sources sont considérées complètement conflictuelles, alors ils ne peuvent pas être combinées.

## b) Fonctions de Crédibilité et de Plausibilité

Les fonctions de crédibilité et de plausibilité sont d'autres représentations de la fonction de masse. Ces deux fonctions constituent la distribution inférieure et supérieure de degré de croyance. Ainsi, elles induisent des règles basées sur les allocations de masse pour diverses propositions.



La fonction de crédibilité, notée  $bel(\cdot)$ , est une fonction  $bel : 2^E \mapsto [0, 1]$ , définie pour tout  $E_i \subseteq 2^E$  par,

$$bel(E_i) = \sum_{E_j \subseteq E_i, E_j \neq \emptyset} m(E_j), \quad (3.7)$$

où  $E_j \subseteq E_i$  équivaut à  $E_j \in 2^{E_i}$ , l'ensemble de toutes les disjonctions de  $E_i$ .

La fonction de plausibilité, notée  $pl(\cdot)$ , est une fonction  $pl : 2^E \mapsto [0, 1]$ , définie pour tout  $E_i \subseteq 2^E$  par,

$$pl(E_i) = \sum_{E_j \cap E_i \neq \emptyset} m(E_j) = bel(E) - bel(E_i^c). \quad (3.8)$$

### 3.2.3 Opérations d'inférence heuristique

#### a) Relation de compatibilité

Dans le raisonnement probatoire, la relation entre deux cadres de discernement est définie par une *relation de compatibilité*. Celle-ci décrit simplement la relation *possibiliste* entre lesdits cadres (SHAFER, 1976a ; YAGER, 1988). La relation de compatibilité  $\Theta_{E \times F}$  entre les cadres  $E$  et  $F$  est un ensemble de pairs de produit Cartésien des deux cadres, définie comme suit,

$$\Theta_{E \times F} \subseteq E \times F. \quad (3.9)$$

Une paire  $(E_i, F_j)$  est incluse dans  $\Theta_{E \times F}$  si et seulement si elles peuvent être vraies simultanément. Il y a au moins une paire  $(E_i, F_j)$  incluse pour tout  $E_i$  dans  $E$  (l'analogie est vraie pour chaque  $F_j$  dans  $F$ ).

On note que n'importe  $\Theta_{X \times Y}$  peut être facilement représentée par une matrice,

$$\begin{pmatrix} y_1 & \cdot & \cdot & \cdot & y_n \\ & & \Theta_{ij} & & \\ & & & & \end{pmatrix} \begin{matrix} x_1 \\ x_2 \\ \\ x_q \end{matrix}$$

où  $\Theta_{ij} = 1$  indique  $x_i, y_j \in \Theta_{X \times Y}$ . Dempster représente ce cas par une fonction *multivalued mapping*  $\Gamma$ , définie par  $\Gamma : \Theta_E \leftarrow 2^{\Theta_F}$ , qui attribue à tout élément  $E_i$  de  $\Theta_E$  un sous-ensemble  $\Gamma(E_i)$  de  $\Theta_F$ . La relation de compatibilité  $\Theta_{E \times F}$  est liée au *multivalued mapping*  $\Gamma$  par,

$$\begin{cases} \Theta_{E \times F} = \{(E_i, F_j) | F_j \in \Gamma(E_i)\} \\ \Gamma(E_i) = \{F_j | (E_i, F_j) \in \Theta_{E \times F}\} \end{cases}$$

### b) Opération de translation

L'opération de translation (LOWRANCE, GARVEY et STRAT, 2008) est utilisée pour transférer de manière répétitive la part de croyance d'un cadre à un autre, via *compatibility mapping* jusqu'au cadre en question. Par la relation de compatibilité  $\Theta_{E \times F}$ , il est possible de définir le *compatibility mapping*  $C_{E \rightarrow F}$  pour traduire les propositions relatives à  $E$  aux propositions d'intérêt relatives à  $F$ . Ainsi, si une proposition  $E_k$  est vraie, alors la proposition  $C_{E \rightarrow F}(E_k)$  est également vraie,

$$C_{E \rightarrow F} : 2^E \mapsto 2^F, \quad (3.10)$$

avec

$$C_{E \rightarrow F}(E_k) = \{F_j | (E_i, F_j) \in \Theta_{E \times F}, E_i \in E_k\}. \quad (3.11)$$

Par la translation d'une masse  $m_1$  de  $E$  d'un cadre  $E$  à un cadre  $F$  via *compatibility mapping*, le calcul suivant est appliqué pour dériver la distribution de masse translatée  $m_2$  de  $F$ ,

$$m_2(F_j) = \sum_{C_{E \rightarrow F}(E_i)=F_j} m_1(E_i) \quad (3.12)$$

### c) Opérateur de somme pondérée

Dans certains cas, les parts de croyance ne peuvent pas être combinées à cause de leur nature de dépendance. Par exemple, le composite des sous-activités *freinage*, *accélération* conduit à la même activité qui est en faite *l'activité de conduite*. Sur ce point, l'opérateur de somme pondérée intervient pour agréger différentes distributions de croyance en une seule (MCCLEAN et SCOTNEY, 1997).

$\mathcal{M}$  est l'ensemble des fonctions de masse défini sur  $E$ , l'opérateur de somme pondérée est donné par,

$$m(E_i) = \alpha_1 m_1 \hat{\oplus} \alpha_2 m_2 \hat{\oplus} \dots \hat{\oplus} \alpha_n m_n(E_i) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \alpha_j m_j(E_i). \quad (3.13)$$

où  $E_i \subseteq E$  et  $\alpha_j > 0$ . Les poids  $\alpha_j$  représentent la fiabilité des sources.

### d) Opération de maximisation

L'opération de maximisation développée par Zadeh (ZADEH, 1965b) permet de calculer les croyances d'un nœud composé à partir des alternatives. Dans un système de trafic, la densité de trafic est mesurée à partir de ses sources déléguées.

L'opération de maximisation pour la fonction de crédibilité, où  $H_k$  le composite des alternatives  $E_i$  et  $F_j$  est donnée par,

$$bel(H_k) = \max(bel(E_i), bel(F_j)), \quad (3.14)$$

le complémentaire de l'équation. (3.14) est donné par,

$$1 - \max(bel(E_i), bel(F_j)) = \min(1 - bel(E_i), 1 - bel(F_j)), \quad (3.15)$$

Pour le cas de fonction de plausibilité, l'opération de maximisation est donnée par,

$$pl(H_k) = \max(pl(E_i), pl(F_j)), \quad (3.16)$$

et

$$1 - \max(pl(E_i), pl(F_j)) = \min(1 - pl(E_i), 1 - pl(F_j)). \quad (3.17)$$

### 3.3 Aide à la conduite et prise de décision

#### 3.3.1 Application à l'activité de conduite

##### a) Etude de cas

Le cas d'étude porte sur l'activité de conduite à deux échelles. Le but est d'identifier l'activité susceptible d'avoir été exécutée dans l'environnement d'intérêt. A petite échelle, l'approche proposée est illustrée et validée mathématiquement sous un seul indicateur en plus de l'activité de conduite elle-même à l'aide de deux capteurs actifs, illustrée en figure (3.3). A grande échelle, plusieurs indicateurs et de nombreux capteurs actifs sont considérés. Un système distribué orienté agents est développé en ce sens pour simuler la portée de l'approche montrée en figure (3.1).

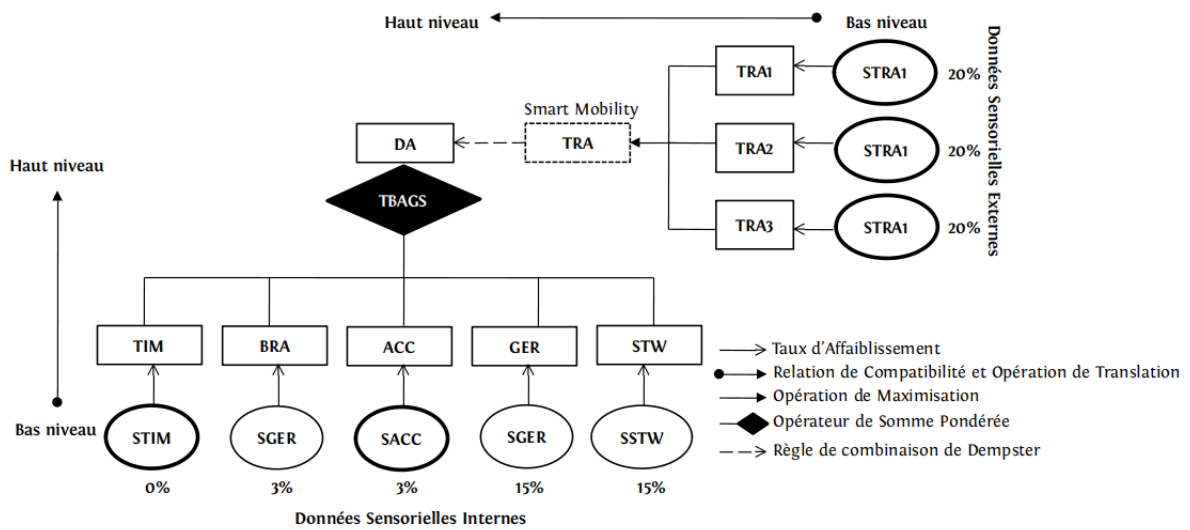


FIGURE 3.3 – Exemple réduit d'une représentation graphique d'un réseau d'évidences pour l'activité de conduite.

Toutefois, aucune méthode standard existant pour générer les parts de croyance, il a été décidé d'utiliser une méta-connaissance basée sur le taux d'affaiblissement. Rappelons que le taux d'affaiblissement permet de réduire le degré d'incertitude des éléments focaux non triviaux. A partir d'une constante  $\alpha \in [0, 1]$ , l'affaiblissement d'une fonction de masse  $m$  est donné par,

$$\begin{cases} \alpha m(E_i) = (1 - \alpha)m(E_i), \forall E_i \subset E, \\ \alpha m(E) = (1 - \alpha)m(E) + \alpha. \end{cases} \quad (3.18)$$

Avec,

$$\begin{cases} \alpha = 1 & \text{si la source est complètement non fiable} \\ \alpha = 0 & \text{si la source est complètement fiable} \\ 0 < \alpha < 1 & \text{si la source est fiable avec un taux } \alpha \end{cases}$$

L'intérêt de cette opération réside dans la modélisation des fonctions de masse. Une maîtrise consistante de la fiabilité des sources permet de réduire l'ignorance en tout  $E_i \in 2^E$ .

L'activité de conduite est le composite d'un ensemble de sous-activités, fréquemment le *freinage* (*braking*), l'*accélération* (*acceleration*), le *changement des vitesses* (contact with *gearbox*) et la *direction du volant* (*steering wheel rotating*). Dans l'ère des véhicules intelligents, ces sous-activités sont surveillées par un ou plusieurs capteurs, fournissant des informations multidimensionnelles sur l'interaction du conducteur avec l'environnement. Les données acquises par les capteurs en dehors de véhicules constituent des facteurs exogènes avec une influence directe sur l'opération de conduite telle que les conditions météorologiques. Ces données se rapportent aux indicateurs en liaison avec les services des villes intelligentes. Dans l'étude de cas, trois services ont été considérés, chacun comprenant un seul indicateur. Ces services sont *smart mobility*, *smart environment*, et *smart living*. Les indicateurs associés sont respectivement la densité du trafic (*traffic density*), les conditions météorologiques (*weather*) et l'âge (*age*) du conducteur.

Dans le but d'améliorer l'assistance à la conduite, toutes les informations sensorielles sont soumises à un processus de raisonnement probatoire pour aider à expliquer davantage les exigences de l'environnement surveillé. En effet, les sous-activités de conduite (DSA) sont utilisées pour déterminer quelle activité est la plus susceptible d'avoir été réalisée dans la conduite dans les phases du jour en tenant compte de l'impact des facteurs exogènes.

Le raisonnement probatoire s'amorce sur les cadres de discernement impliqués. Ainsi il est essentiel d'avoir une spécification de l'ensemble des espaces propositionnels, délimitant par cette démarche un ensemble de situations du monde possibles pour les informations sensorielles. Les capteurs fournissent généralement des croyances à l'appui de certaines conclusions. Dans cette étude, un total de 7 cadres de discernement de bas niveau sont impliqués, donnés en tableaux (3.1,3.2). Afin de mesurer l'activité sur un espace temporel, un cadre de discernement de temps est inclus. Ce dernier comprend les quatre phases du jour, à savoir le matin (*morning*), l'après-midi (*afternoon*), le soir (*evening*) et la nuit (*night*). Dans un premier temps, nous présentons le modèle mathématique sur un exemple d'application réduit à petite échelle.

TABLE 3.1 – Cadres de discernement (FoE) des données sensorielles externes (SI)

Service	Indicateur	SI				FoE	Éléments de FoE	
		S <sub>1</sub>	S <sub>2</sub>	S <sub>3</sub>	S <sub>4</sub>		E <sub>1</sub>	E <sub>2</sub>
mobility environment living	traffic density	LOW	MEDIUM	HEAVY	---	TRA	TRA	¬TRA
	weather	COLD	NORMAL	HOT	RAIN	WEA	WEA	¬WEA
	age	JUNIOR	ADULT	SENIOR	---	AGE	AGE	¬AGE

TABLE 3.2 – Cadres de discernement (FoE) des données sensorielles internes (SI)

DSA	FoE	Éléments de FoE	
		E <sub>1</sub>	E <sub>2</sub>
braking	BRA	BRA	¬BRA
acceleration	ACC	ACC	¬ACC
contact with gearbox	GER	GER	¬GER
steering wheel rotation	STW	STW	¬STW

## b) Raisonnement sur activité de conduite

Cet exemple examine l'amélioration de l'assistance à la conduite par le biais d'une analyse de l'activité de conduite. Dans un souci de simplicité, nous nous limitons à un capteur par sous-activité et plusieurs capteurs par indicateur de services des villes intelligentes. De plus, un taux d'affaiblissement est attribué à chaque capteur dans l'étude de cas. En conséquence, le réseau de raisonnement probatoire pour l'association de données est illustré en figure (3.3).

Le processus de raisonnement probatoire part d'un niveau bas basé sur des capteurs. Les données sont pré-traitées indépendamment pour chaque capteur et étendues sur les nœuds du réseau jusqu'à atteindre l'activité en question. Par conséquent, un capteur peut avoir deux états : *actif* ou *inactif*. Les capteurs entourés en gras sont ceux dont l'état est actif.

$\Theta$  désigne le cadre de discernement associé au capteur  $S_i \in \mathcal{S}$ , où  $i \in \llbracket 1; p \rrbracket$ . Soit  $s$  la possibilité capteur *actif* et  $\neg s$  la possibilité *inactif*, ainsi,

$$\Theta = \{s, \neg s\}$$

$\Theta$  est l'ensemble des possibilités, et

$$2^\Theta = \{\emptyset, \{s\}, \{\neg s\}, \Theta\}$$

l'ensemble des ses sous-ensembles.

On s'intéresse à l'indicateur densité du trafic relatif au service de *smart mobility*. L'activité de conduite est analysée en terme de sous-activité d'accélération par espace du temps. Le tableau (3.3) liste les cadres de discernement et les taux d'affaiblissement associés utilisés dans l'exemple. Nous fournissons ci-dessous les étapes à suivre pour appliquer le processus de raisonnement probatoire en se basant sur le réseau en figure (3.3).

TABLE 3.3 – Cadres de discernement (FoE) et taux d'affaiblissement

FoE	Taux d'affaiblissement
$\Theta_{BRA} = \{sBRA, \neg sBRA\}$	3%
$\Theta_{ACC} = \{sACC, \neg sACC\}$	3%
$\Theta_{GER} = \{sGER, \neg sGER\}$	15%
$\Theta_{STW} = \{sBRA, \neg sBRA\}$	25%
$\Theta_{TIM} = \{sTIM, \neg sTIM\}$	0%
$\Theta_{TRA1} = \{sTRA1, \neg sTRA1\}$	20%
$\Theta_{TRA2} = \{sTRA2, \neg sTRA2\}$	20%
$\Theta_{TRA3} = \{sTRA3, \neg sTRA3\}$	20%

### Etape 1 : distribution de croyance

Au début du raisonnement, les distributions de croyance sont attribuées aux propositions les plus précises des cadres impliqués dans l'étude de cas. Par conséquent, une fonction de masse est affectée à chaque cadre. Notez que les capteurs actifs sont entourés en gras, la distribution de croyance est donnée comme suit,

$$\begin{aligned}
m_{BRA}(\{\neg sBRA\}) &= 1 & m_{ACC}(\{sACC\}) &= 1 \\
m_{GER}(\{\neg sGER\}) &= 1 & m_{STW}(\{\neg sSTW\}) &= 1 \\
m_{TIM}(\{sTIM\}) &= 1 & & \\
m_{TRA1}(\{sTRA1\}) &= 1 & m_{TRA2}(\{sTRA2\}) &= 1 & m_{TRA3}(\{sTRA3\}) &= 1.
\end{aligned}$$

### Etape 2 : distribution de croyance altérée par taux d'affaiblissement

Comme il n'y a pas de méthode universelle pour générer la distribution de croyance, il a été décidé de les générer sur la base du taux d'affaiblissement. Les statistiques des fabricants sur les capteurs anonymes et binaires révèlent que ces capteurs fonctionnent avec un degré de sensibilité et spécificité qui diffère d'un type à l'autre. Ainsi, en appliquant la formule du taux d'affaiblissement, nous avons,

$$\begin{aligned}
m_{BRA}^{\%}(\{\neg sBRA\}) &= 0.97 & m_{BRA}^{\%}(\Theta_{BRA}) &= 0.03 \\
m_{ACC}^{\%}(\{sACC\}) &= 0.97 & m_{ACC}^{\%}(\Theta_{ACC}) &= 0.03 \\
m_{GER}^{\%}(\{\neg sGER\}) &= 0.85 & m_{GER}^{\%}(\Theta_{GER}) &= 0.15 \\
m_{STW}^{\%}(\{\neg sSTW\}) &= 0.75 & m_{STW}^{\%}(\Theta_{STW}) &= 0.25 \\
m_{TIM}^{\%}(\{sTIM\}) &= 1 & m_{TIM}^{\%}(\Theta_{TIM}) &= 0 \\
m_{TRA1}^{\%}(\{sTRA1\}) &= 0.80 & m_{TRA1}^{\%}(\Theta_{TRA1}) &= 0.20 \\
m_{TRA2}^{\%}(\{sTRA2\}) &= 0.80 & m_{TRA2}^{\%}(\Theta_{TRA2}) &= 0.20 \\
m_{TRA3}^{\%}(\{sTRA3\}) &= 0.80 & m_{TRA3}^{\%}(\Theta_{TRA3}) &= 0.20.
\end{aligned}$$

### Etape 3 : translation des fonctions de masse

L'opération de translation est nécessaire pour transférer à plusieurs reprises les fonctions de masse et par conséquent les distributions de croyance à partir du niveau bas jusqu'à atteindre les cadres de discernement du niveaux élevé. À cette fin, en utilisant la relation de compatibilité comme indiqué dans le (Cf. tableau 3.4), nous pouvons définir une *compatibility mapping* pour traduire les propositions entre les cadres en question de la manière suivante,

TABLE 3.4 – Exemples de relation de compatibilité

Cadre Capteur	Cadre Objet		
	{BRA}	{¬BRA}	$\Theta'_{BRA}$
{sBRA}	Vrai	Faux	Faux
{¬sBRA}	Faux	Vrai	Faux
$\Theta_{BRA}$	Faux	Faux	Vrai

$$\begin{aligned}
m_{BRE}(\{\neg BRE\}) &= m_{BRE}^{\%}(\{\neg sBRE\}) = 0.97 & m_{BRE}(\Theta'_{BRE}) &= m_{BRE}^{\%}(\Theta_{BRE}) = 0.03 \\
m_{ACC}(\{ACC\}) &= m_{ACC}^{\%}(\{sACC\}) = 0.97 & m_{ACC}(\Theta_{ACC}) &= m_{ACC}^{\%}(\Theta_{ACC}) = 0.03 \\
m_{GER}(\{\neg GER\}) &= m_{GER}^{\%}(\{\neg sGER\}) = 0.85 & m_{GER}(\Theta_{GER}) &= m_{GER}^{\%}(\Theta_{GER}) = 0.15 \\
m_{STW}(\{\neg STW\}) &= m_{STW}^{\%}(\{\neg sSTW\}) = 0.75 & m_{STW}(\Theta_{STW}) &= m_{BRE}^{\%}(\Theta_{STW}) = 0.25 \\
m_{TIM}(\{TIM\}) &= m_{TIM}(\{sTIM\}) = 1. & &
\end{aligned}$$

Ici, les données sensorielles externes issues de l'indicateur densité du trafic sont transmises par des capteurs de technologie d'identification de débit. Leurs positions

sur le réseau leur font transmettre des informations sur l'état du trafic avec des taux d'identification variationnels. Dans notre cas, ces informations déterminent la densité du flux de trafic par tranche de temps. En conséquence, un capteur de trafic fournit une information contextuelle dans la plage *low*, *medium* et *heavy*. Les capteurs *STRA1*, *STRA2* et *STRA3* sont supposés avoir identifié un état de trafic *medium* avec des taux d'identification respectivement de 40%, 50% et 55%, alors nous avons,

$$\begin{aligned}
m_{TRA1}(\{TRA1\}) &= m_{TRA1}^{\%}(\{sTRA1\}) * RI_{STRA1} = 0.80 \times 0.40 = 0.320 \\
m_{TRA1}(\Theta'_{TRA1}) &= 1 - m_{TRA1}(\{TRA1\}) = 1 - 0.320 = 0.680 \\
m_{TRA2}(\{TRA2\}) &= m_{TRA2}^{\%}(\{sTRA2\}) * RI_{STRA2} = 0.80 \times 0.50 = 0.400 \\
m_{TRA2}(\Theta'_{TRA2}) &= 1 - m_{TRA2}(\{TRA2\}) = 1 - 0.400 = 0.600 \\
m_{TRA3}(\{TRA3\}) &= m_{TRA3}^{\%}(\{sTRA3\}) * RI_{STRA3} = 0.80 \times 0.55 = 0.440 \\
m_{TRA3}(\Theta'_{TRA3}) &= 1 - m_{TRA3}(\{TRA3\}) = 1 - 0.440 = 0.560.
\end{aligned}$$

#### **Etape 4 : Opération de maximisation**

Le consensus sur l'indicateur de trafic est formé à partir des valeurs de croyance agrégées provenant de ses sources déléguées. Dans une telle condition, nous utilisons l'opération de maximisation proposée par L. Zadeh, donc,

$$\begin{aligned}
m_{TRA}(\{TRA\}) &= \text{Max}(m_{TRA1}(\{TRA1\}), m_{TRA2}(\{TRA2\}), m_{TRA3}(\{TRA3\})) \\
&= \text{Max}(0.320, 0.400, 0.440) = 0.440.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
m_{TRA}(\{\Theta_{TRA}\}) &= \text{Min}(1 - m_{TRA1}(\{TRA1\}), 1 - m_{TRA2}(\{TRA2\}), 1 - m_{TRA3}(\{TRA3\})) \\
&= 1 - \text{Max}(1 - m_{TRA1}(\{TRA1\}), 1 - m_{TRA2}(\{TRA2\}), \\
&= 1 - m_{TRA3}(\{TRA3\})) \\
&= 1 - 0.440 = 0.560.
\end{aligned}$$

#### **Etape 5 : opérateur de somme pondérée sur un nœud composite**

En raison de la nature de dépendance des sous-activités de conduite, la distribution des croyances doit être résumée en une seule croyance agrégée. D'abord une opération de translation entre les cadres est nécessaire,

$$\begin{aligned}
m1_{TBAGS}(\{TBAGS\}) &= m_{TIM}(\{TIM\}) = 1 \\
m2_{TBAGS}(\{TBAGS\}) &= m_{ACC}(\{ACC\}) = 0.97 \\
m2_{TBAGS}(\{\Theta_{TBAGS}\}) &= m_{ACC}(\Theta'_{ACC}) = 0.03 \\
m3_{TBAGS}(\{\neg TBAGS\}) &= m_{BRA}(\{\neg BRA\}) = 0.97 \\
m3_{TBAGS}(\{\Theta_{TBAGS}\}) &= m_{BRA}(\Theta'_{BRA}) = 0.03 \\
m4_{TBAGS}(\{\neg TBAGS\}) &= m_{GER}(\{\neg GER\}) = 0.85 \\
m4_{TBAGS}(\{\Theta_{TBAGS}\}) &= m_{GER}(\Theta'_{GER}) = 0.15 \\
m5_{TBAGS}(\{\neg TBAGS\}) &= m_{STW}(\{\neg STW\}) = 0.75 \\
m5_{TBAGS}(\{\Theta_{TBAGS}\}) &= m_{STW}(\Theta'_{STW}) = 0.25.
\end{aligned}$$

En utilisant l'opérateur de somme pondérée, les calculs suivants sont appliqués, où  $\alpha_j = 1, j \in \llbracket 1; m \rrbracket$ ,



$$\begin{aligned}
m_{TBAGS}(\{TBAGS\}) &= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n m_j(\{TBAGS\}) \\
&= \frac{1}{5} (m1_{TBAGS} \hat{\oplus} m2_{TBAGS} \hat{\oplus} m3_{TBAGS} \hat{\oplus} m4_{TBAGS} \hat{\oplus} m5_{TBAGS})(\{TBAGS\}) \\
&= \frac{1}{5} (1 + 0 + 0.97 + 0 + 0) = 0.394.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
m_{TBAGS}(\{\neg TBAGS\}) &= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n m_j(\{\neg TBAGS\}) \\
&= \frac{1}{5} (m1_{TBAGS} \hat{\oplus} m2_{TBAGS} \hat{\oplus} m3_{TBAGS} \hat{\oplus} m4_{TBAGS} \hat{\oplus} m5_{TBAGS})(\{\neg TBAGS\}) \\
&= \frac{1}{5} (0 + 0.97 + 0 + 0.85 + 0.75) = 0.514.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
m_{TBAGS}(\{\Theta_{TBAGS}\}) &= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n m_j(\{\Theta_{TBAGS}\}) \\
&= \frac{1}{5} (m1_{TBAGS} \hat{\oplus} m2_{TBAGS} \hat{\oplus} m3_{TBAGS} \hat{\oplus} m4_{TBAGS} \hat{\oplus} m5_{TBAGS})(\{\Theta_{TBAGS}\}) \\
&= \frac{1}{5} (0 + 0.03 + 0.03 + 0.15 + 0.25) = 0.092.
\end{aligned}$$

À ce stade, le processus de raisonnement probatoire fournit des informations sur l'activité de conduite en utilisant uniquement les OIH. Avant de procéder au calcul des fonctions crédibilité et de plausibilité, il est essentiel de translater à nouveau les fonctions de masses vers le nœud d'activité de conduite.

$$\begin{aligned}
m1_{DA}(\{DA\}) &= m_{TBAGS}(\{TBAGS\}) = 0.394 \\
m1_{DA}(\{\neg DA\}) &= m_{TBAGS}(\{\neg TBAGS\}) = 0.514 \\
m1_{DA}(\{\Theta_{DA}\}) &= m_{TBAGS}(\{\Theta_{TBAGS}\}) = 0.092 \\
m2_{DA}(\{DA\}) &= m_{TRA}(\{TRA\}) = 0.440 \\
m2_{DA}(\{\Theta_{DA}\}) &= m_{TRA}(\{\Theta_{TRA}\}) = 0.560
\end{aligned}$$

Ci-dessous sont données les valeurs de *bel* et *pl* dans le cas des OIH uniquement. Rappelons que nous évaluons l'activité de conduite en termes de sous-activité d'accélération. Toute interaction se produit nécessairement dans un intervalle temporel. L'espace-temps est supposé dans ce cas *matinal*, donc

$$\begin{aligned}
bel(\{DA\}) &= m1_{DA}(\{DA\}) = 0.394 \\
pl(\{DA\}) &= m1_{DA}(\{DA\}) + m1_{DA}(\Theta_{DA}) \\
&= 0.394 + 0.092 = 0.486.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
bel(\{\neg DA\}) &= m_{DA}(\{\neg DA\}) = 0.514 \\
pl(\{\neg DA\}) &= m_{DA}(\{\neg DA\}) + m_{DA}(\Theta_{DA}) \\
&= 0.514 + 0.092 = 0.606.
\end{aligned}$$

**Etape 6 : opération de fusion par la loi orthogonale**

En présence d'informations imprécises, l'opération de fusion des fonctions de masse donne une connaissance plus fiable et globale sur l'activité étudiée. La combinaison des fonctions  $m1_{DA}$  et  $m2_{DA}$  est achevée par la règle de combinaison de Dempster, connue sous la loi orthogonale. Sur la base du tableau (3.5), la combinaison des fonctions de masse peut être calculée comme suit,

TABLE 3.5 – Produit des parts de croyance des fonctions de masse  $m1$  et  $m2$

$m2 \cdot m1$		$m1$		
		$\{DA\}$	$\{\neg DA\}$	$\Theta_{DA}$
$m2$	$\{DA\}$	0.173	0.226	0.040
	$\Theta_{DA}$	0.221	0.288	0.053

$$\begin{aligned}
m_{DA}(\{DA\}) &= m1_{DA} \oplus m2_{DA}(\{DA\}) \\
&= \frac{m1_{DA}(\{DA\}) \cdot m2_{DA}(\{DA\}) + m1_{DA}(\{DA\}) \cdot m2_{DA}(\{\Theta_{DA}\})}{1 - m1_{DA}(\{DA\}) \cdot m2_{DA}(\{\neg DA\})} \\
&= \frac{0.173 + 0.221 + 0.040}{1 - 0.226} = 0.561.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
m_{DA}(\{\neg DA\}) &= m1_{DA} \oplus m2_{DA}(\{\neg DA\}) \\
&= \frac{m1_{DA}(\{\neg DA\}) \cdot m2_{DA}(\{\Theta_{DA}\})}{1 - m1_{DA}(\{DA\}) \cdot m2_{DA}(\{\neg DA\})} \\
&= \frac{0.288}{1 - 0.226} = 0.372.
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
m_{DA}(\Theta_{DA}) &= m1_{DA} \oplus m2_{DA}(\Theta_{DA}) \\
&= \frac{m1_{DA}(\Theta_{DA}) \cdot m2_{DA}(\Theta_{DA})}{1 - m1_{DA}(\{DA\}) \cdot m2_{DA}(\{\neg DA\})} \\
&= \frac{0.052}{1 - 0.226} = 0.067.
\end{aligned}$$

Les valeurs de crédibilité et de plausibilité dans ce cas sont données par,

TABLE 3.6 – Les valeurs de croyance de DA avec un seul capteur actif combinées au service *mobility*

DSA	ACC <sub>(MOR,MED)</sub>			
DA	<i>fonction de crédibilité</i>		<i>fonction de plausibilité</i>	
	$bel(\{DA\})_{\text{TRA}}$	0.561	$pl(\{DA\})_{\text{TRA}}$	0.628
	$bel(\{\neg DA\})_{\text{TRA}}$	0.372	$pl(\{\neg DA\})_{\text{TRA}}$	0.439

$$\begin{aligned}
 bel(\{DA\}) &= m_{DA}(\{DA\}) = 0.561 \\
 pl(\{DA\}) &= m_{DA}(\{DA\}) + m_{DA}(\Theta_{DA}) \\
 &= 0.561 + 0.067 = 0.628.
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 bel(\{\neg DA\}) &= m_{DA}(\{\neg DA\}) = 0.372 \\
 pl(\{\neg DA\}) &= m_{DA}(\{\neg DA\}) + m_{DA}(\Theta_{DA}) \\
 &= 0.372 + 0.067 = 0.439.
 \end{aligned}$$

Afin de vérifier les résultats, il est possible de calculer les fonctions de crédibilité et de plausibilité sur  $\Theta$ .

$$\begin{aligned}
 bel(\Theta_{DA}) &= m_{DA}(\{DA\}) + m_{DA}(\{\neg DA\}) + m_{DA}(\Theta_{DA}) \\
 &= 0.561 + 0.372 + 0.067 = 1. \\
 pl(\Theta_{DA}) &= m_{DA}(\{DA\}) + m_{DA}(\{\neg DA\}) + m_{DA}(\Theta_{DA}) \\
 &= 0.561 + 0.372 + 0.067 = 1.
 \end{aligned}$$

Rappelons que nous évaluons l'activité de conduite en termes de sous-activité d'accélération, l'indicateur de densité de trafic est *medium* avec un espace-temporel matinal. Ainsi, dans le tableau (3.6) nous résumons le résultat de l'application de l'approche du raisonnement probatoire sur cet exemple d'étude de cas.

### 3.3.2 Résultats numériques et discussion

A l'aide du système distribué développé, l'activité de conduite est évaluée à grande échelle par l'inclusion de divers indicateurs et de nombreux capteurs. A des fins de démonstration, nous n'avons énuméré qu'une partie des résultats numériques. Par souci de commodité, l'ensemble des éléments acquis par les capteurs ont été abrégés en prenant seulement les trois premiers alphabets. Par exemple les éléments *medium* et *evening* ont les formes représentatives *med* et *eve* (Cf. tableaux (3.7-3.11)). En effet, le tableau (3.7) donne les valeurs de croyance de l'activité de conduite (DA) en termes de sous-activités (DSA) en cas de non fusion, les OIH uniquement, avec un seul capteur actif, un seul capteur DSA est excitée, en plus de la dimension temporelle, incluant toutes les phases de jour. Par conséquent, on peut constater que les valeurs de crédibilité sont inférieures à 0.5 et que les DSA les plus fréquentes en DA probablement exécutées sont : (a) *steering-wheel* avec une évidence

de 0.314 dans la phase *matin*, (b) *braking* avec des évidences de 0.378 et 0.380 dans les phases *après-midi* et *soir* respectivement et (c) *acceleration* avec une évidence de 0.377 dans la phase *nuit*. Ces résultats ne proposent pas réellement d'information utile de *context-aware* et sont faibles à prendre en compte puisque les valeurs de plausibilité de  $\neg$ DA en termes de DSA sont toutes au-dessus de 0.5.

Cette fois-ci, nous considérons l'opération de fusion de données en utilisant la règle de combinaison de Dempster's comprenant un indicateur de service des villes intelligentes et avec un seul capteur actif. Le tableau (3.8), *scénario 1* donne les valeurs de croyance de DA combinées avec le service *mobility*, pour l'indicateur de densité de trafic *medium* dans la période *nuit*. En comparaison avec le tableau (3.7), *situation 1*, nous pouvons clairement remarquer que les valeurs de crédibilité de DA sont augmentées pour toutes les DSA et que les valeurs de plausibilité de  $\neg$ DA sont diminuées pour toutes les DSA.

De plus, la DSA la plus fréquente en DA vraisemblablement effectuée dans de telles conditions est l'accélération avec une évidence de 0.697. Pareillement, nous observons que dans la situation d'intégration d'autres indicateurs des services des villes intelligentes, les valeurs de crédibilité de DA augmentent et les valeurs de la fonction de probabilité supérieure de  $\neg$ DA (c'est-à-dire la plausibilité) diminuent. En détail, le tableau (3.8), *scénario 2* donne les valeurs de croyance de DA combinées au service *environment* dans le cas d'un temps *cold* en période *après-midi*, tandis que le tableau (3.8), *scénario 3* donne les valeurs de croyance de DA combinées au service *living* dans le cas de l'âge *senior* dans la période *soir*. Ici, les résultats de la combinaison fournissent des informations précieuses sur l'activité de conduite. Ils proposent de nouvelles façons de percevoir les sous-activités de conduite en mettant en évidence l'intensité de l'interaction avec l'environnement de conduite.

De la même manière, le processus de raisonnement probatoire est appliqué en utilisant un capteur actif et plusieurs services. Le tableau (3.9), *scénario 1* donne les valeurs de croyance de DA où les données sont combinées avec deux services à savoir *mobility* et *environnement*, cas de trafic *medium* et de météo *normal* respectivement dans la période *soir*. Nous observons que les valeurs de crédibilité tendent vers 1 représentant par conséquent de nouvelles croyances élevées qui déterminent précisément la DSA la plus probable se comportant en DA et qui est dans cette situation *acceleration* avec une évidence de 0.922. Il est tout aussi important de noter que lorsque nous examinons trois services comme dans le tableau (3.9), *scénario 2*, les valeurs *bel* continuent d'augmenter et se rapprochent beaucoup de 1. Ainsi, il y a une augmentation moyenne des valeurs de preuve de 0.588 par rapport au tableau (3.7). Dans ce scénario d'expérience, la sensibilisation à l'activité de conduite est assez élevée et peut être prise en compte. Cette prise de conscience constitue une connaissance fondée sur des règles pour les décideurs et les systèmes experts, qui peut avoir une influence positive sur le processus global de prise de décision au centre de gestion de trafic. Sur la même échelle, notre approche suggère en outre la possibilité d'obtenir des résultats centrés-sous activité de conduite tout au long de la journée. En conséquence, disposer d'une information chronologique complète sur les oscillations susceptibles de tenir chaque DSA comme l'indique le tableau (3.10).

En conséquence directe, les valeurs de crédibilité continuent d'augmenter à chaque nouvel indicateur de services de villes intelligentes, réduisant ainsi l'imprécision et l'ambiguïté sur l'activité de conduite dans les environnements de conduite dynamiques. Dans la même mesure, lorsque nous évaluons plus de deux DSA par

l'activation de plus d'un capteur, comme dans le tableau (3.7), *situation 2*) et le tableau (3.11), *situation 1*, les valeurs de crédibilité accroissent. Il est très évident ici que le nombre de capteurs a un impact significatif sur le résultat global. Dans ces scénarios, les sous-activités *acceleration* et *braking* sont les plus marquantes, ce qui fait allusion au type d'interaction avec l'environnement de conduite. En outre, la même observation est faite lorsque trois capteurs sont actifs, mettant l'accent ainsi sur l'interactivité instantanée de trois DSA comme l'indique le tableau (3.11), *situation 2*. Les éléments d'évidence sont presque certains, c'est-à-dire qu'ils convergent vers 1. Ces résultats fournissent des règles d'apprentissage utiles sur le comportement de conduite et renforcent la prise de décision dans les systèmes d'aide à la conduite. De plus, la figure (3.4) donne un aperçu plus complet du degré d'ambiguïté réduit sur chaque DSA en comparant les fonctions de crédibilité et de plausibilité dans le cas de l'application de HIO uniquement et dans le cas de l'application de HIO avec la règle de combinaison de Dempster sur plusieurs indicateurs des services des villes intelligentes.

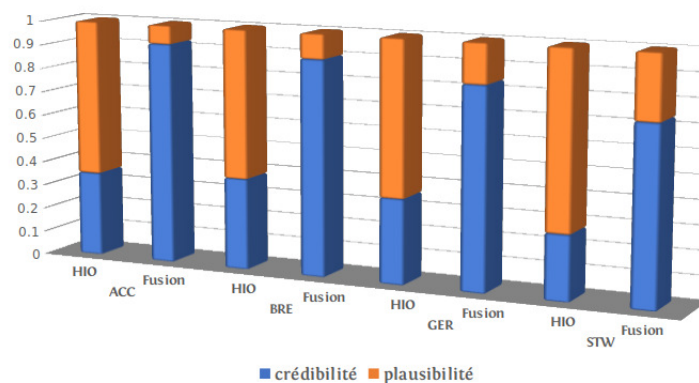


FIGURE 3.4 – Des valeurs des fonctions de crédibilité et de plausibilité empilées pour chaque DSA en période de *soir*.

En dernière analyse, tous les résultats définissent une nouvelle dimension de la perception pratique de l'activité de conduite et contribuent directement à élargir la base de connaissances des STI, plus précisément le domaine de l'assistance à la conduite. En outre, les résultats montrent clairement qu'avec l'inclusion de d'autres indicateurs des villes intelligentes, les services contribuent à une meilleure compréhension de l'activité d'intérêt. L'exemple travaillé révèle des règles d'apprentissage dérivées du comportement de conduite qui peuvent être exploitées en utilisant la logique floue ou des arbres de décision en faveur de l'expert du domaine. Un exemple d'utilisation de ce système est pour le centre de gestion du trafic, donc d'ajuster le flux de trafic, de réduire l'interaction du conducteur avec l'environnement de conduite comme dans la situation de trafic dense et de garder l'efficacité en termes de performance en améliorant les règles de sécurité du trafic routier ainsi que la sécurité des conducteurs.

Notre approche peut également faire l'objet d'une intégration dans des solutions de mobilité intelligente en abordant le phénomène de planification d'itinéraire sous l'information incertaine pour les ATIS. Le projet WAZE de Google, le Red Swarm du groupe de recherche Networking and Emerging Optimization de l'Université de Malaga (STOLFI et ALBA, 2014) et les travaux de (DALLMEYER et al., 2015) font partie des solutions de mobilité intelligente basées sur une catégorie d'infrastructure technologique qui fait que notre solution s'y intègre parfaitement. Ainsi,

des plans sont actuellement en place pour tester l'approche au sein de ces types de systèmes avec un ensemble de données réelles et également comme validation finale des résultats avant déploiement.

TABLE 3.7 – Valeurs de croyance de DA avec un certain nombre de capteurs actifs à toutes les phases du jour

<b>situation 1 : un capteur actif</b>									
(ACC)		(BRA)		(GER)		(STW)		PERIOD	
$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	OF DAY	OF DAY
0.298	0.702	0.307	0.693	0.259	0.741	0.314	0.686	MOR	MOR
0.342	0.658	0.378	0.622	0.294	0.706	0.322	0.678	AFT	AFT
0.353	0.647	0.380	0.620	0.353	0.647	0.296	0.704	EVE	EVE
0.377	0.623	0.340	0.660	0.355	0.645	0.303	0.697	NIG	NIG

<b>situation 2 : deux capteurs actifs</b>									
(ACC,BRA)		(ACC,GER)		(ACC,STW)		PERIOD			
$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	OF DAY	OF DAY		
0.531	0.469	0.533	0.467	0.512	0.488	MOR	MOR		
0.549	0.451	0.514	0.486	0.502	0.498	AFT	AFT		
0.562	0.438	0.530	0.470	0.521	0.479	EVE	EVE		
0.544	0.456	0.462	0.538	0.445	0.555	NIG	NIG		

TABLE 3.8 – Valeurs de croyance de DA avec un capteur actif combinées à un service dans différents scénarios

<b>scénario 1 : avec le service <i>mobility</i> pour l'état du trafic <i>medium</i> pendant la période <i>night</i></b>				
DA/DSA	ACC <sub>(NIG,MED)</sub>	BRA <sub>(NIG,MED)</sub>	GER <sub>(NIG,MED)</sub>	STW <sub>(NIG,MED)</sub>
$bel(\{DA\})_{(TRA)}$	* 0.697	0.647	0.478	0.623
$pl(\{\neg DA\})_{(TRA)}$	* 0.303	0.353	0.522	0.376
<b>scénario 2 : avec le service <i>environment</i> dans une condition météorologique <i>cold</i> pendant la période <i>afternoon</i></b>				
DA/DSA	ACC <sub>(AFT,COL)</sub>	BRA <sub>(AFT,COL)</sub>	GER <sub>(AFT,COL)</sub>	STW <sub>(AFT,COL)</sub>
$bel(\{DA\})_{(WEA)}$	0.647	0.572	0.659	0.735
$pl(\{\neg DA\})_{(WEA)}$	0.353	0.428	0.341	0.266
<b>scénario 3 : avec le service <i>living</i> pour l'âge <i>senior</i> pendant la période <i>evening</i></b>				
DA/DSA	ACC <sub>(EVE,SEN)</sub>	BRA <sub>(EVE,SEN)</sub>	GER <sub>(EVE,SEN)</sub>	STW <sub>(EVE,SEN)</sub>
$bel(\{DA\})_{(AGE)}$	0.715	0.680	0.528	0.580
$pl(\{\neg DA\})_{(AGE)}$	0.285	0.320	0.471	0.420

TABLE 3.9 – Valeurs de croyance de DA avec un capteur actif combinées avec différents services dans différents scénarios

<b>scénario 1 : avec les services <i>mobility</i> et <i>environment</i> cas de trafic <i>medium</i> et météo <i>normal</i> pendant la période <i>evening</i></b>					
DA/DSA	ACC <sub>(EVE,MED,NOR)</sub>	BRA <sub>(EVE,MED,NOR)</sub>	GER <sub>(EVE,MED,NOR)</sub>	STW <sub>(EVE,MED,NOR)</sub>	
$bel(\{DA\})_{(TRA,WEA)}$	0.922	0.896	0.834	0.731	
$pl(\{\neg DA\})_{(TRA,WEA)}$	0.079	0.104	0.166	0.269	
<b>scénario 1 : avec les services <i>mobility</i> et ENVIRONMENT cas de trafic <i>medium</i> et météo <i>normal</i> pendant la période <i>evening</i></b>					
DA/DSA	ACC <sub>(NIG,MED,RAI,SEN)</sub>	BRA <sub>(NIG,MED,RAI,SEN)</sub>	GER <sub>(NIG,MED,RAI,SEN)</sub>	STW <sub>(NIG,MED,RAI,SEN)</sub>	
$bel(\{DA\})_{(TRA,WEA,AGE)}$	0.918	0.946	0.908	0.955	
$pl(\{\neg DA\})_{(TRA,WEA,AGE)}$	0.081	0.055	0.091	0.045	



TABLE 3.10 – Valeurs de croyance de sous-activité d'accélération combinées avec les services *living* et *environnement*, cas d'âge *junior age* et météo *hot* à toutes les périodes du jour

DA/DSA	$ACC_{(MOR,JUN,HOT)}$	$ACC_{(AFT,JUN,HOT)}$	$ACC_{(EVE,JUN,HOT)}$	$ACC_{(NIG,JUN,HOT)}$
$bel(\{DA\})_{(AGE,WEA)}$	0.756	0.775	0.855	0.780
$pl(\{\neg DA\})_{(AGE,WEA)}$	0.244	0.227	0.146	0.219

TABLE 3.11 – Valeurs de croyance de DA avec plus de capteurs actifs combinées avec plusieurs services dans différents scénarios

situation 1 : deux capteurs actifs										
(ACC,BRA)		(ACC,GER)		(ACC,STW)		PERIOD	SERVICE	SI		
$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	OF DAY				
0.801	0.199	0.740	0.260	0.667	0.333		MOBILITY	LOW		
0.864	0.136	0.823	0.167	0.777	0.223	AFT	ENVIRONMENT	HOT		
0.747	0.254	0.846	0.154	0.764	0.236		LIVING	JUN		
situation 2 : trois capteurs actifs										
(ACC,BRA,STW)		(ACC,GER,STW)		(BRA,GER,STW)		PERIOD	SERVICE	SI		
$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	$bel(\{DA\})$	$pl(\{\neg DA\})$	OF DAY				
0.905	0.095	0.877	0.123	0.730	0.271	MOR	MOBILITY	HEA		
0.915	0.085	0.853	0.147	0.898	0.102	EVE	ENVIRONMENT	HOT		

### 3.3.3 Système de calcul distribué et raisonnement probatoire

Les capteurs sont intrinsèquement répartis et leurs configurations sont très dynamiques. A grande échelle, de nombreux capteurs sont insérés et retirés en même temps sur le réseau, leurs performances varient au fil du temps. Notre première tentative de mise en œuvre de l'idée de l'approche du raisonnement probatoire consiste à utiliser des agents logiciels pour simuler l'étude de cas aussi réel que possible (Cf. figure 3.5). La simulation est réalisée à l'aide du *framework Jade*, c'est une plate-forme pilotée par un conteneur avec des actes de parole et une coordination sophistiqués. Dans ce qui suit, nous rappelons quelques notions rapides de l'algorithmique distribué (TEL, 2000 ; LYNCH, 1996).

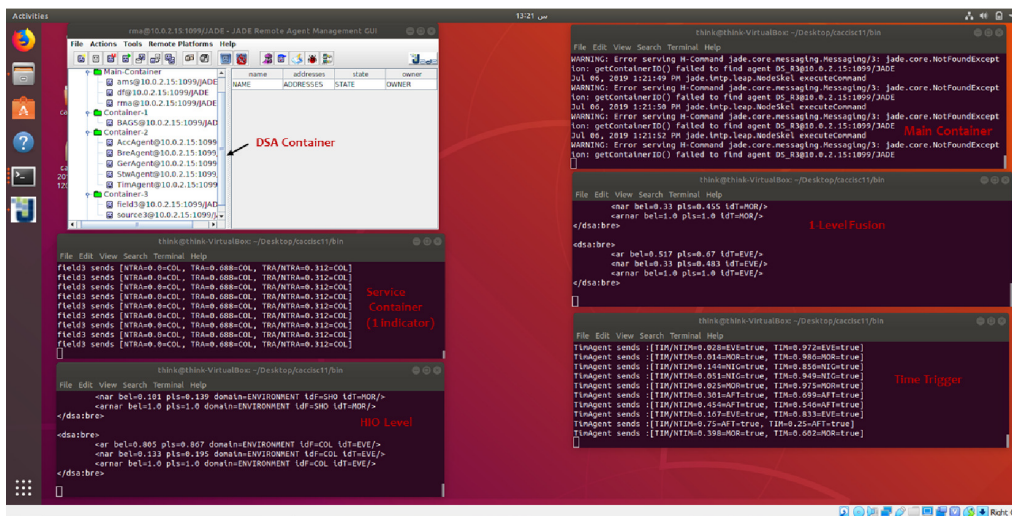


FIGURE 3.5 – Exemple de simulation à petite échelle de l'étude de cas.

D'abord, la notion d'*agent* qui a été mentionnée ci-dessus fait référence à tout artefact, logiciel aussi bien que matériel, capable d'exhiber une certaine autonomie, donc opérationnellement et informationnellement clos par rapport à l'environnement dans lequel il est plongé. L'environnement désigne ici aussi bien l'espace (topologique, temporel) que les autres agents (l'environnement social), avec lesquels l'agent forme un *système multi-agents*.

Les agents logiciels sont considérés comme un modèle informatique des systèmes de calcul distribués, complexes, ouverts et hétérogènes. Un système multi-agents peut être considéré comme la résolution de problèmes distribués utilisés pour résoudre des problèmes qui sont difficiles ou impossibles à résoudre par un agent individuel ou d'un système monolithique. Souvent la simulation est au cœur d'un nombre important de systèmes vus et conçus en termes d'agents et de systèmes multi-agents. La simulation est la démarche scientifique qui consiste à réaliser une reproduction artificielle, appelée *modèle*, d'un phénomène réel que l'on considère étudier, à observer le comportement de cette reproduction lorsqu'on en fait varier certains paramètres, et à en induire ce qui se passerait dans la réalité sous l'influence de variations analogues. Ainsi, cette démarche passe donc par trois étapes distinctes :

- l'étape de modélisation, qui consiste à construire le modèle du phénomène à étudier,
- l'étape d'expérimentation, qui consiste à soumettre le modèle à certain type de variations,

- l'étape de validation, qui consiste à confronter les données expérimentales obtenues avec le modèle à la réalité.

Le système distribué orienté-agents développé dans ce contexte reprend certains propriétés et spécificités d'un système de calcul distribué. Ainsi, on désigne par un système distribué une collection d'unités physiques ou logiques autonomes. Chaque unité a ses propres moyens de contrôle et de calcul et communique via des liens de communication. Un système de calcul distribué (SCD) dépend souvent du type de problème algorithmique étudié. Dans notre cas, Le modèle *message-passing* pour le mode asynchrone est pris en compte. Donc, il est d'une importance vitale que le modèle caractérise précisément les propriétés pertinentes des algorithmes admis.

Le SCD a une forme de système de transition et se compose d'un ensemble de processus et d'un système de communication (TEL, 2000). Soit  $\mathcal{T}$  une tâche à traiter sur un SCD avec  $(n|n > 1)$  unités autonomes. Un algorithme distribué  $\mathcal{A}$  pour la tâche  $\mathcal{T}$  est un système de transitions  $\mathcal{S} = (\mathcal{C}, \rightarrow, \mathcal{I})$ , tel que  $\mathcal{C}$  est un ensemble de configurations,  $\rightarrow$  est une relation de transition binaire sur  $\mathcal{C}$ , et  $\mathcal{I}$  est un sous ensemble de  $\mathcal{C}$  de configurations initiales. Ainsi, le système de transition induit en mode asynchrone pour l'algorithme distribué  $\mathcal{A}$  avec  $a_1, a_2 \dots a_m$  une collection d'algorithmes locaux correspondant aux processus  $p_1, p_2 \dots p_m$  de  $\mathcal{S}$ , est donc  $\mathcal{S} = (\mathcal{C}, \rightarrow, \mathcal{I})$  tel que,

- un algorithme distribué pour  $p_j = (\mathcal{Z}_{p_j}, I_{p_j}, \rightarrow_{p_j}^i, \rightarrow_{p_j}^s, \rightarrow_{p_j}^r)$ ,  $\mathcal{Z}$  est un ensemble d'états,  $I$  est un sous-ensemble d'états initiaux, et  $\rightarrow_{p_j}^i, \rightarrow_{p_j}^s, \rightarrow_{p_j}^r$  sont respectivement des transitions d'état relatives aux événements internes, d'envoi et de réception. La relation de transition  $\rightarrow$  sur  $\mathcal{Z}$  est définie par,

$$c \rightarrow d \Leftrightarrow (c, d) \in \rightarrow^i \vee \exists m \in \mathcal{M}((c, m, d) \in \rightarrow^s \cup \rightarrow^r)$$

- $\mathcal{C} = \{(c_{p_1}, c_{p_2} \dots c_{p_m}, M) : (\forall p \in \mathbb{P} : c_p \in Z_p) \wedge M \in \mathbb{M}(\mathcal{M})\}$ .
- $\rightarrow = (\cup_{p \in \mathbb{P}} \rightarrow_p)$ , tel que  $\rightarrow_p$  sont les transitions correspondant aux changements des états du processus  $p$ .
- $\{(c_{p_1}, c_{p_2} \dots c_{p_m}, M) : (\forall p \in \mathbb{P} : c_p \in I_p) \wedge (M = \emptyset)\}$ .

Pour soutenir la construction, la modification et l'interrogation de l'analyse des évidences, une implémentation de l'approche de raisonnement probatoire est réalisée suivant lesdites propriétés et spécificités en utilisant des agents logiciels. Cette implémentation offre un réglage de bas niveau pour modifier les paramètres des capteurs, par exemple le taux d'affaiblissement, l'activation et la désactivation des capteurs, l'ajout des opérations d'évidence en effectuant un raisonnement probatoire avec ou sans fusion, l'inclusion de nombreux services et d'indicateurs ainsi que l'interrogation des fichiers XML des outputs à chaque étape du raisonnement probatoire. Aussi, des efforts sont entrepris pour fournir plus de fonctionnalités en incluant une interface graphique et en améliorant le processus de raisonnement probatoire.

### 3.4 Conclusion

Le raisonnement probatoire fournit des bases de référence pour les systèmes de transport intelligents. L'aide à la conduite s'intéresse désormais davantage aux techniques de fusion de données utilisant spécifiquement l'information contextuelle. En admettant qu'une information routière précise en temps réel consolide la prise de

décision dans la gestion du trafic, le besoin d'un système de raisonnement probatoire sur l'information contextuelle semble plus pertinent et bénéfique, principalement lorsqu'une association est établie entre l'information sensorielle interne et externe de l'environnement de conduite. Dans ce chapitre, nous avons proposé une nouvelle approche de raisonnement probatoire pour renforcer l'assistance à la conduite. Une méthode de combinaison des éléments d'évidence est calculée en utilisant la théorie des fonctions de croyance et des opérations d'inférence heuristique. Le mécanisme de calcul est développé avec un système multi-agent. Les résultats semblent très prometteurs et portent des éléments de réponse à des questions difficiles chevauchées, qui ne sont pas facilement déduites à l'aide des estimations probabilistes classiques. Nous avons pu identifier des règles d'apprentissage dérivées de l'activité de conduite, améliorant par la suite l'assistance à la conduite.

En guise de conclusion, les propriétés théoriques des fonctions de croyance et la relation de compatibilité doivent encore être gérées plus ensemble. Ceci est particulièrement utile pour expliquer les lignes de raisonnement. De plus, il existe un certain nombre d'opérateurs d'évidence dans la littérature en plus de celui proposé dans cette recherche. Il est intéressant d'appliquer d'autres opérateurs probatoires et de comparer leurs performances. Enfin, il peut être intéressant de postuler une alternative à la théorie des fonctions de croyance, en utilisant d'autres cadres tels que le modèle des croyances transférables et la théorie de Dezert-Smarandache.

## Chapitre 4

# Algorithmes de fusion et accélération de calcul pour l'aide à la conduite

### 4.1 Introduction

La théorie des fonctions de croyance est considérée comme une généralisation de la théorie des probabilités qui nous permet de mieux estimer l'incertitude. Elle offre un cadre plus formel pour un raisonnement sous incertitude dans les systèmes experts (GRZYMALA-BUSSE, 1991). La fusion des données avec la théorie des fonctions de croyance est très bénéfique pour l'inférence contextuelle sans aucune information *a priori*. Elle tient compte d'une variété de problèmes d'ingénieries. Cette variété comprend les distributions imprécises, la corrélation inconnue et mal connue entre les variables, l'incertitude liée à la modélisation et l'incertitude relative à la mesure.

Le principal outil fourni par cette théorie est la règle de combinaison de Dempster, un opérateur mathématique permettant de combiner les informations issues de sources multiples et distinctes. Avec la prolifération rapide des grandes masses de données « Big Data », on est plus à l'ère du traitement de petites masses de données. Par extension, dans le raisonnement sous incertitude, l'utilisation des fonctions de croyance est plus pratique et plus souple, mais lorsqu'il s'agit de traiter une énorme masse de données, plusieurs défis surgissent dans les modèles algorithmiques et de calculs, principalement dans l'étude de la complexité temporelle.

Malgré la simplicité de la théorie des fonctions de croyance, il a été démontré que sa traduction directe en implémentation n'est pas faisable car la complexité temporelle est exponentielle (BARNETT, 1981). Autrement dit, cette complexité peut avoir un grand impact aux niveaux du raisonnement élevé, plus précisément dans deux cas : *a*) lorsque le nombre de cadres de discernement est jugé suffisamment important par rapport au nombre d'unités de calcul disponibles, et *b*) lorsqu'il y a une forte intersection ou similarité entre lesdits cadres.

La règle de combinaison de Dempster s'avère être NP-complet (ORPONEN, 1990). Un problème NP est l'ensemble de tous les problèmes de décision pour lesquels l'entrée où la réponse est "oui" admet des preuves du fait que la réponse est bien "oui" et ces preuves sont vérifiables en temps polynomial par une machine de Turing. Un problème est dit NP-complet s'il est à la fois NP et NP-difficile. De plus, tout changement dans le nombre de cadres ou/et d'hypothèses entraîne un grand

nombre de calculs supplémentaires. Ce résultat reste valide pour les problèmes de calculs des combinaisons des fonctions de crédibilité, de plausibilité et de communitativité. Ainsi, étant donné un ensemble de fonctions de masse défini sur un univers  $\Theta$ , un ensemble  $A \subseteq \Theta$ , le calcul de  $(\bigoplus_{i=1}^n bel_i)(A)$ ,  $(\bigoplus_{i=1}^n pl_i)(A)$ , et  $(\bigoplus_{i=1}^n q_i)(A)$  sont NP-complet. La règle de combinaison de  $k$  cadres de discernement avec  $n_k$  éléments, tel que  $(k \in \mathbb{N} | k \geq 2)$  a une complexité temporelle en grand-O de  $O(2^N)$ , où  $N = \sum_k n_k$ . La complexité temporelle en notation grand-O sert à exprimer le fait que l'ordre de grandeur d'une fonction est inférieur ou égal à une autre. La définition (4.1.1) de la notation *grand-O* est utilisée tout au long de ce chapitre.

**Définition 4.1.1** Soit  $g : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}^+$  une fonction positive. L'ordre de  $g(n)$  est défini par,

$$\mathcal{O}(g) = \{f : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}^+ | (\exists c > 0)(\exists n_0 > 0)(\forall n \geq n_0)[f(n) \leq cg(n)]\} \quad (4.1)$$

Pour montrer qu'une fonction  $g(n)$  est dans l'ordre d'une autre fonction  $f(n)$ , on doit donc trouver deux constantes  $c$  et  $n_0$  telles que  $g(n) \leq cf(n)$  est vrai sauf, possiblement, pour des petites valeurs inférieures à  $n_0$ .

Les travaux de recherche visant à améliorer la complexité algorithmique de la règle de combinaison de Dempster sont très limités et portent toujours sur les avancées théoriques. L'un des premiers travaux de recherche sur ce sujet a été celui de Barnett au début des années 1980. Barnett a proposé un algorithme linéaire mais son résultat nécessite des hypothèses sur la structure des types des cadres d'évidence (BARNETT, 1981). Les auteurs en (BARNETT, 1981; SHAFER et LOGAN, 1987; SHENOY, 1997) ont proposé des approches à base d'optimisation locale pour une implémentation efficace de la règle de combinaison. Sur une même échelle, certains travaux ont étudié la propagation des évidences en utilisant les arbres de Markov qualitatifs comme dans (MELLOULI, SHAFER et SHENOY, 1987; SHAFER, SHENOY et MELLOULI, 1987; GLENN et SHENOY, 1988). Dans une autre mesure, il existe maintenant des algorithmes d'implémentation directe de la théorie des fonctions de croyance dans différents contextes comme dans (GORDON et SHORTLIFFE, 1985; WILSON, 1991; BENALLA, ACHCHAB et HRIMECH, 2020) et de son approximation comme dans (TESSEM, 1993; VOORBRAAK, 1989). La plupart des travaux exigent une étape de pré-traitement où il y a trop d'hypothèses, trop de modélisation à prendre en compte. Cela pénalise la construction de systèmes d'utilisation finale et rend la théorie peu utilisable dans la pratique sous certains cadres. Ici, nous allons bien au-delà de ces idées et essayons d'aborder une solution efficace et d'actualité.

Au cours de la dernière décennie, le monde informatique a pu témoigner l'essor rapide des capacités de calculs et des performances redoutables des machines. Les systèmes experts s'inscrivent désormais dans la tendance du calcul à haute performance et sont sollicités pour gérer une telle complexité en aboutissant à un compromis entre le coût de calcul et la clarté de l'inférence. Dans un cadre de prolongement des recherches menées dans ce sens, ce travail entend proposer une nouvelle approche algorithmique permettant de faire face à la complexité temporelle de la règle de combinaison de Dempster. Par la suite, livrant davantage à la théorie des fonctions de croyance pour qu'elle puisse être mise en œuvre proprement dans les systèmes intelligents. Dans cet ampleur nous avons proposé un algorithme massivement parallèle inspiré de la technique de reproduction d'une bactérie unicellulaire. L'entrée (*input*) de l'algorithme est de la forme  $((l, k) \in \mathbb{N}^2 | k = 2^l, l \geq 1)$ , où  $k$  est le nombre des cadres de discernement ou d'évidence. Pour chaque entrée  $k$  ne régit

pas à la modalité  $2^l$  est considéré comme un cas particulier de l'algorithme et il n'est pas traité dans ce travail.

## 4.2 Opérateur de Dempster, propriétés et spécificités

L'opérateur de fusion de Dempster est un cas particulier de la loi conjonctive de combinaison. Cet opérateur porte également le nom de la loi orthogonale ou la somme orthogonale permet d'agrèger plusieurs sources d'informations distinctes représentées par des fonctions de masse en une seule. Son avantage réside dans la normalisation de la fonction de masse générée. Ainsi, il force la masse de l'ensemble vide à 0, ce qui entraîne une normalisation du reste de masses. La règle de combinaison de Dempster, notée  $\oplus$ , pour deux sources est définie pour  $\forall A \in 2^\Theta \setminus \{\emptyset\}$  par,

$$\begin{aligned} \oplus : \mathcal{M}(\Omega) \times \mathcal{M}(\Theta) &\mapsto \mathcal{M}(\Theta) \\ (m_1, m_2) &\mapsto m_{1\oplus 2} \\ \text{tel que } \forall A \subseteq \Theta, A \neq \emptyset & m_{1\oplus 2}(A) = \frac{m_{1\odot 2}(A)}{1 - m_{1\odot 2}(\emptyset)} \end{aligned} \quad (4.2)$$

où  $\mathcal{M}(\Theta)$  est l'ensemble des masses défini sur  $\Theta$  avec  $m_{1\oplus 2}(\emptyset) = 0$ .  $m_{1\odot 2}$  correspond à la loi conjonctive, d'où,

$$m_{1\oplus 2}(A) = \frac{m_{1\odot 2}(A)}{1 - m_{1\odot 2}(\emptyset)} = \frac{\sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C)}{\sum_{B \cap C \neq \emptyset} m_1(B)m_2(C)}, \quad \forall A \subseteq \Omega, A \neq \emptyset. \quad (4.3)$$

L'équation. (4.3) reste valide sous l'hypothèse donnée ci-dessous,

$$\sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B)m_2(C) < 1. \quad (4.4)$$

La combinaison de  $k$  fonctions de masse s'écrit pour tout  $A \subseteq \Theta$  comme suit,

$$m_1 \oplus m_2 \dots \oplus m_k(A) = \frac{1}{1 - \varphi} \sum_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_k = A} \prod_{i=1}^k m_i(A_i), \quad (4.5)$$

Avec,

$$\varphi = \sum_{A_1 \cap A_2 \dots \cap A_k = \emptyset} \prod_{i=1}^k m_i(A_i). \quad (4.6)$$

Si  $\varphi = 1$ , les sources sont considérées complètement conflictuelles, alors ils ne peuvent pas être combinées.

En figure (4.1), une interprétation graphique de la règle de combinaison de Dempster est proposée. La loi orthogonale dote de certaines propriétés mathématiques intéressantes, précisément l'associativité, la commutativité, la non idempotence et possède en outre un élément neutre qui est la fonction de masse vide  $m_{1 \oplus 2}(\emptyset) = 0$ . Par conséquent, les sources peuvent être fusionnées dans n'importe quel ordre et de façon récursive à multi-niveaux. Ces propriétés sont très utiles dans le cadre de la fusion de données multi-capteurs, surtout quand le contrôle total de l'ordre d'arrivée des données n'est pas du tout déterminé et flexible.

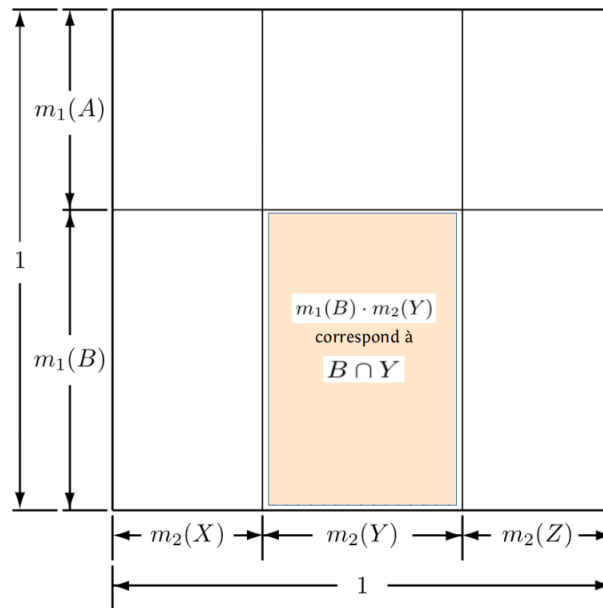


FIGURE 4.1 – Représentation graphique de la somme orthogonale.

#### 4.2.1 Formulation

La structuration du problème est particulièrement une étape très utile pour formuler le problème. Reprenons l'exemple de (BARNETT, 1981) dans le cadre de fusion d'information.

**Exemple 4.2.1** *Ce soir vous attendez un invité spécial pour le dîner. Vous savez qu'il est important de lui jouer exactement la bonne musique. Comment allez-vous choisir parmi votre vaste collection de disques et de cassettes? Il n'est pas pratique de parcourir tous les albums un par un parce que le temps presse. Essayez d'abord de vous souvenir du style qu'il aime : jazz, classique ou pop? En vous rappelant les conversations passées, vous trouvez des évidences pour et contre chacun. Aimait-il le chant ou étaient-ce instrumentales? De plus, quelles sont ses préférences parmi les cordes, les anches, les cors et les instruments de percussion?*

La stratégie de résolution de problèmes illustrée ici est la technique bien connue de partitionnement d'un grand espace de problèmes à plusieurs manières indépendantes, par exemple, le style de musique, la vocalisation et l'instrumentation. Chaque partition est considérée séparément, puis les évidences de chaque partition sont combinées pour contraindre la décision finale. Cette stratégie est puissante car chaque partition représente un problème plus petit et plus facile à résoudre.



### 4.2.2 Analyse de complexité

Il a été mentionné que la mise en œuvre directe des fonctions de croyance n'est pas pratique car la complexité temporelle est exponentielle (BARNETT, 1981). La règle de combinaison de Dempster s'avère être NP-complet (PROVAN, 1990; ORPONEN, 1990). La règle de combinaison pour  $k$  cadres de discernement avec  $n_k$  éléments, tel que ( $k \in \mathbb{N} | k \geq 2$ ) a une complexité temporelle en grand- $O$  de  $O(2^N)$ , où  $N = \sum_k n_k$ . Donc, si  $\Theta$  contient un grand nombre d'éléments, alors le nombre de sous-ensembles de  $\Theta$  croît exponentiellement avec le nombre d'éléments dans  $\Theta$ . Par ailleurs, la complexité exacte de la règle de combinaison comme dans l'équation. (4.3) est de  $T(\eta_1, \eta_2) = 6e^{((\eta_1 + \eta_2) \ln 2)} + 3$ , où  $\eta_1$  et  $\eta_2$  sont le cardinal de deux cadres de discernements distincts sur le même  $\Theta$ . D'un autre côté, les algorithmes de complexité exponentielle sont rarement utiles, car même lorsqu'un problème est décidable et donc en principe résoluble par calcul, il peut ne pas être résolu en pratique si la solution nécessite un temps ou une mémoire démesurées (SIPSER, 1996).

Les modèles de calcul dépendent souvent du type de problèmes algorithmiques qui sont étudiés (TEL, 2000). Les performances des machines de calcul augmentent très rapidement, elles peuvent atteindre maintenant des dizaines de *PetaPHLOPS*, c'est-à-dire des dizaines  $\times 10^{15}$  opérations/seconde. Les modèles de calcul parallèle sont actuellement largement utilisés, ce qui permet d'utiliser efficacement les performances des machines. La question à laquelle nous allons apporter une réponse partielle dans le présent document peut être formulée comme suit,

**Question 4.2.1** *Supposons que nous voulions combiner ( $k \in \mathbb{N} | k > 3$ ) cadres de discernement sur ( $m \in \mathbb{N} | m \geq 2$ ) des unités de calcul avec une granularité  $g \in \{2, 3, \dots, n\}$  telle que la partie séquentielle  $\simeq$  parallèle  $\times m$ . Quels modèles algorithmiques peuvent résoudre ce problème ?*

Cette question peut être abordée sous de nombreux angles. Nous proposons ici une approche basée sur la méthode de reproduction d'une bactérie unicellulaire. Une approche de calcul parallèle est conçue qui prend  $k$  comme taille d'entrée où  $((l, k) \in \mathbb{N}^2 | k = 2^l, l \geq 1)$ . Pour chaque entrée  $k$  ne régit pas à la modalité  $2^l$  est considéré comme un cas particulier de l'algorithme et il n'est pas traité dans ce travail.

Nous définissons maintenant deux axiomes principaux afin de traiter l'approche de calcul parallèle pour la règle de combinaison de Dempster. Ces axiomes sont la commutativité (axiome. 4.2.1) et l'associativité (axiome. 4.2.2) de la règle de combinaison. Ils ont été formulés par Shenoy et Shafer dans (SHENOY et SHAFER, 2008) pour des besoins d'optimisation locale. En fait, ils sont tout à fait indispensables pour faire face au calcul parallèle pour la règle de combinaison de Dempster.

**Axiome 4.2.1** *Soit  $\Theta_1, \Theta_2$  deux cadres de discernement, leurs fonctions de masse associées respectivement sont  $m_1$  and  $m_2$ , d'où l'opérateur de combinaison  $\oplus$  est commutatif,*

$$m_1 \oplus m_2 = m_2 \oplus m_1. \quad (4.7)$$

**Axiome 4.2.2** *Soient  $\Theta_1, \Theta_2$  et  $\Theta_3$  trois cadres de discernement, leurs fonctions de masse associées respectivement sont  $m_1, m_2$  et  $m_3$ , d'où l'opérateur de combinaison  $\oplus$  est associatif,*

$$m_1 \oplus (m_2 \oplus m_3) = (m_1 \oplus m_2) \oplus m_3. \quad (4.8)$$

### 4.3 Approche théorique et algorithme

Dans cette section, nous présentons les principales étapes de notre approche. La conception de l'approche de l'algorithme parallèle s'inspire de la méthode de reproduction d'une bactérie unicellulaire. Les cellules bactériennes prolifèrent par le processus de fission binaire. La fission binaire est le processus par lequel une bactérie se divise asexuellement en deux cellules filles identiques. Elle se développe de manière exponentielle, c'est-à-dire que les cellules doublent de masse et se divisent ensuite au centre pour engendrer des cellules filles de taille équivalente (CHIEN, HILL et LEVIN, 2012).

L'approche de l'algorithme parallèle suit la même configuration de reproduction d'une bactérie unicellulaire au stade de la division des tâches. En revanche, au cours de l'étape de réduction des tâches, l'approche de calcul parallèle exécute une configuration inverse de la fission binaire des cellules bactériennes. Malgré son apparente simplicité, la fission binaire inversée dans le traitement parallèle est en fait très compliquée en raison de la concurrence des *agents* sur les ressources. Par souci de simplicité, les figures (4.2,4.3) donnent une illustration de la conception de l'algorithme pour une granularité  $g = 2$ . La granularité  $g$  est un seuil à partir duquel l'algorithme est déclenché à l'aide de méthodes séquentielles simples et courtes pour obtenir de bons résultats lorsqu'il est exécuté sur une architecture monoprocesseur.

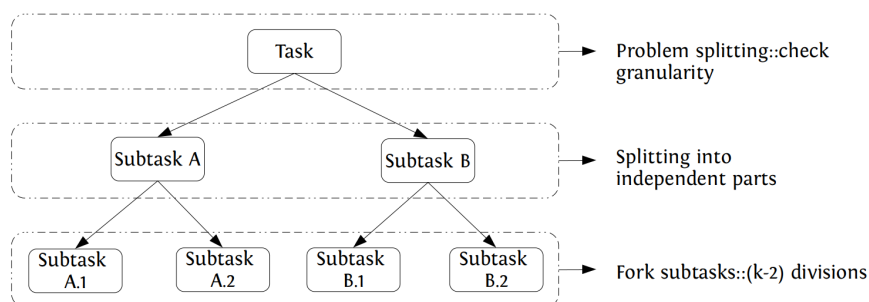


FIGURE 4.2 – Représentation graphique de stade de fission pour 8 cadres de discernement où  $g = 2$ .

La figure (4.2) illustre le stade de la division des tâches. L'algorithme prend en entrée  $k = 8$  qui est le nombre de cadres de discernement « *bodies of evidence* ». Ensuite, il divise l'entrée en petites collections d'éléments d'évidence, comme le processus de fission binaire des cellules bactériennes. Ce mécanisme est répété jusqu'à ce qu'il ait atteint le niveau de granularité, ainsi  $(k - 2)$  divisions sont exécutées.

Dans la figure (4.3), l'algorithme exécute le processus inverse de la reproduction d'une cellule bactérienne. Chaque sous-tâche de niveau bas gère indépendamment ses composants, de nombre de 2 par chaque sous-tâche, qui en fait équivalent à la granularité  $g$ . Si la taille de la somme des outputs est supérieure à 4, le processus de fission est répété à nouveau jusqu'à ce que l'output soit exactement égal au niveau de granularité. Enfin, nous obtenons une singularité (un nœud unique) à la fin du processus de fusion et nous devons nous assurer que  $(k - 1)$  fusions sont effectuées. Cette étape est d'une simplicité trompeuse car l'exécution en parallèle

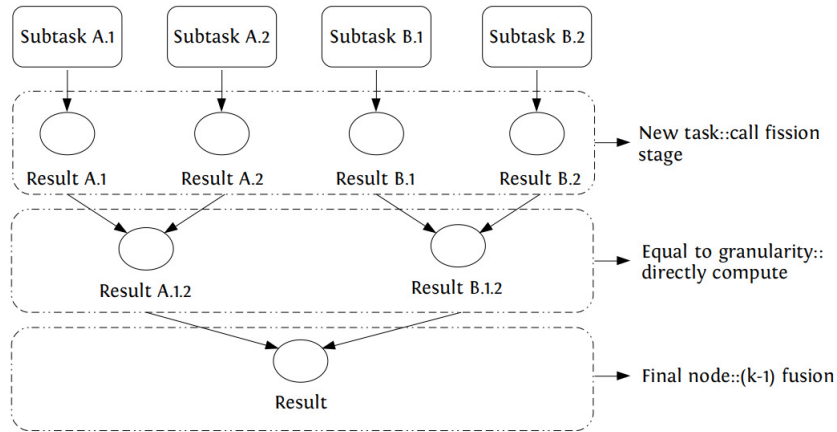


FIGURE 4.3 – Représentation graphique de stade de fusion pour 8 cadres de discernement où  $g = 2$ .

des sous-tâches se fait simultanément. Ainsi, elle crée un accès simultané aux ressources disponibles. L'utilisation de base de l'approche de calcul parallèle devrait être comme le pseudo-code suivant (Algo. 1).

---

**Algorithme 1 :** forme typique de l'approche de calcul parallèle

---

```

1 Résultat Résoudre(Problème problème)
2   if problème est plus petit que la granularité then
3     | résoudre directement le problème
4   else
5     /* stade de fission binaire */
6     diviser le problème en parties indépendantes // test:  $k - 2$  fission
7     effectuée
8     fork de nouvelles subtasks pour résoudre chaque partie // associer
9     subtasks aux workers
10    /* stade de fission binaire inversée (stade de fusion) */
11    join tous les subtasks // workers s'acquittent de leurs tâches
12    compose le résultat des sous-résultats
13    /* appel récursif pour multiple couches */
14    if résultat est plus grand que la granularité then
15      | appel Résoudre(résultat) // test:  $k - 1$  fusion effectuée
16    end
17  end

```

---

La règle de combinaison de Dempster est gourmande en calcul, elle nécessite des performances des CPU et/ou des GPU compatibles CUDA. Dans cette recherche, nous proposons deux implémentations algorithmiques, une CPU et une autre GPU. La première implémentation, version CPU, est implémentée sur la base de Fork/Join Pattern (FJP) tandis que la seconde, version GPU, est implémentée sur la base de Thrust CUDA. Ainsi, la section suivante donne un aperçu du FJP et décrit l'approche de calcul parallèle qui en découle.

## 4.4 Fusion des données et algorithmes massivement parallèles

### 4.4.1 Pattern Fork/Join

The Fork/Join Pattern est apparu à travers de nombreux travaux sur la programmation concurrente. Il a été proposé pour la première fois dans les années 2000 par Doug Lea (LEA, 2000). Ce modèle a été créé pour soutenir un style de programmation parallèle sur les cœurs des processeurs en divisant une tâche en plus petites tâches et en les traitant en parallèle, puis en combinant les résultats pour obtenir la tâche finale. Le FJP est basé sur une variante du modèle utilisé dans Cilk (FRIGO, LEISERSON et RANDALL, 1998), ce dernier est basé sur la conception du framework *work-stealing*. D'autres variantes sont également proposées telles que Hood (BLUMOFE et PAPADOPOULOS, 1998), *stackthreads* (LOWENTHAL, FREEHH et ANDREWS, 1998) et *Filaments* (TAURA, TABATA et YONEZAWA, 1999).

En fait, le FJP est une sorte d'algorithme de *diviser pour régner* « *divide and conquer* », il divise récursivement la tâche en sous-tâches plus petites jusqu'à ce qu'elle soit résolue à l'aide de méthodes séquentielles simples et courtes. Ce processus est appelé l'opération « *Fork* ». Ensuite, les sous-tâches sont traitées de manière indépendante en faisant correspondre les sous-tâches à des *threads*, ce processus est appelé l'opération « *Join* ». L'exécution parallèle des tâches est effectuée par un pool de *threads* et correspond au nombre de CPU disponibles sur la machine. Dans ce cas, il est fortement conseillé d'utiliser les unités de traitement exactes afin d'éviter le ralentissement des calculs « *computational slack* ». Cela peut être fait en réglant le paramètre de granularité. Ce paramètre est généralement plus dépendant de l'algorithme que de plateforme d'exécution (LEA, 2000).

Pour une meilleure performance, la gestion des sous-tâches est d'une grande importance. Dans le FJP, chaque *thread* a son propre file d'attente à double extrémité « *deque* » pour la gestion de ses tâches, y compris les opérations *pop*, *push* et *take*.

Il convient de mentionner que le FJP adapte les tactiques de base mises au point dans l'ordonnanceur *work-stealing* du Cilk. Il s'agit, pour être clair, d'une stratégie qui permet de traiter efficacement les tâches en absorbant le manque de puissance de calcul. Ainsi, il s'assure d'avoir un équilibrage de la charge de travail des *threads*, en dérochant des tâches d'un autre *thread* occupé choisi au hasard en utilisant la règle FIFO. Pour démontrer le fonctionnement du FJP, nous considérons l'exemple ci-dessous,

**Exemple 4.4.1** Soient  $\Theta_1, \Theta_2, \Theta_3$  and  $\Theta_4$  quatre cadres de discernement provenant des sources indépendantes, une fonction de masse  $m$  est associée à chacun d'eux. Supposons qu'une machine est équipée de deux *threads* exécutant une tâche par intervalle de temps, alors nous voulons combiner les quatre sources, (Cf. figure (4.4)). .

L'exemple de la figure (4.4) illustre la manière dont le FJP peut traiter un cas de combinaison de quatre sources de discernement. Notez que l'exemple montre qu'un seul niveau de l'opération *join*, d'autres sont dépendants de l'algorithme et sont délicats en raison de l'accès simultané à des variables partagées comme pour  $k \geq 4$ , où  $k$  est le nombre de cadres de discernement. Dans l'implémentation algorithmique, nous fournissons l'opération *join* à plusieurs niveaux comme décrit dans l'approche de l'algorithme parallèle.

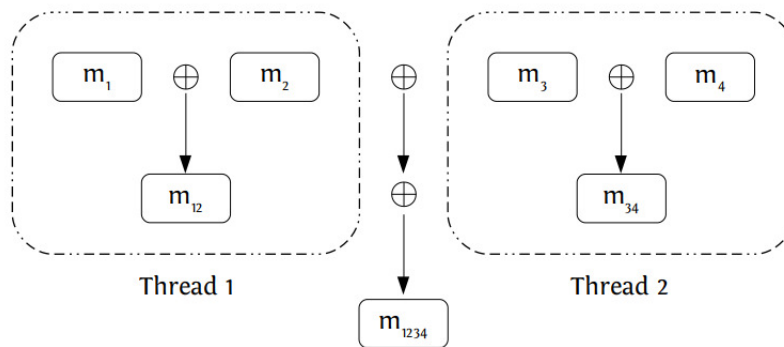


FIGURE 4.4 – Représentation graphique de stade de fusion pour 4 cadres de discernement sous FJP où  $g = 2$ .

Au cours de ce chapitre, nous avons mis en évidence deux axiomes principaux, en particulier la propriété d'associativité de la règle de combinaison de Dempster. C'est-à-dire que les tâches doivent être indépendantes et apatrides « *stateless* », ce qui rend le FJP très adapté pour faire face à la règle de combinaison de Dempster. Dans la figure (4.4) chaque deux cadres de discernement sont traités en parallèle, puis les outputs sont assignés à l'un des *threads* à traiter à nouveau la granularité  $g = 2$ .

Il convient de mentionner que le paramètre de granularité est un facteur clé, cela signifie que la stratégie de division est très importante et doit faire l'objet d'un ajustement car si ce n'est pas le cas, nous limitons les possibilités d'exploiter le parallélisme (LEA, 2000). Dans ce travail, des expériences de test ont été menées avec  $g = 2$ , les résultats sont prometteurs mais nous ne sommes pas sûrs qu'il s'agisse de la bonne granularité choisie car elle dépend non seulement de la taille totale de l'entrée de l'algorithme mais aussi de la plate-forme de tests et c'est la première mise en garde (la performance). Nous avons testé notre approche de calcul parallèle dans différentes granularité comme  $g = 4$  et  $g = 8$ , parfois nous obtenons des résultats similaires, parfois pires et parfois meilleurs comme  $g = 4$ , mais en général, pour  $g = 2$  les résultats sont mieux satisfaisants que  $g = 4$  et  $g = 8$ .

#### a) Cadre expérimental

Les expériences conduites ont été exécutées sur 5 nœuds de calcul indépendants et différents. Le premier est équipé d'un processeur Intel Core i3-2328M à 2,20 GHz (2 cœurs, 4 *threads*) et de 4 Go de RAM DRR3. Le second est équipé d'un processeur Intel Core i5-4258U à 2,40 GHz (2 cœurs, 4 *threads*) et de 8 Go de RAM DRR3 à 1600 MHz. Le troisième est équipé d'un processeur Intel Core i7-4850HQ à 2,30 GHz (4 cœurs, 8 *threads*) et de 16 Go de RAM 1600 MHz DRR3. Le quatrième est équipé d'un processeur Intel Core i5-4690 à 3,50 GHz (4 cœurs, 4 *threads*) et 8 Go de RAM à 1600 MHz DRR3, et le dernier est équipé d'un processeur Intel Xeon E5-2697v4 à 2,30 GHz (18 cœurs, 36 *threads*) et 64 Go de RAM à 2133 MHz DDR4. Cette plateforme a été choisie pour assurer l'adaptabilité de notre algorithme aux différentes architectures de calcul qu'il pourrait prendre en charge.

## b) Etude de cas

L'étude de cas porte sur le traitement de 32 cadres de discernement. L'algorithme a été testé en utilisant cinq niveaux de computation, avec 2, 4, 6, 8, 16 *threads* et dans le pire des cas, c'est-à-dire en recherchant chaque intersection entre les sous-ensembles des ensembles, et non seulement pour le cas du sous-ensemble recherché. Pour compliquer de plus l'opération de combinaison, nous avons généré des liens solides entre les cadres de discernement. Les opérations du traitement sont effectuées sur des chaînes de caractère « *string* » et régissent entièrement à la théorie des ensembles. La somme de tous les sous-ensembles des cadres de discernement est de 33024, répartis comme suit,

- 4 cadres de discernement avec 12 éléments pour chacun d'entre eux, l'ensemble des sous-parties est  $2^{12} = 4096$  par cadre de discernement;
- 4 cadres de discernement avec 11 éléments pour chacun d'entre eux, l'ensemble des sous-parties est  $2^{11} = 2048$  par cadre de discernement;
- 3 cadres de discernement avec 10 éléments pour chacun d'entre eux, l'ensemble des sous-parties est  $2^{10} = 1024$  par cadre de discernement;
- 21 cadres de discernement avec 8 éléments pour chacun d'entre eux, l'ensemble des sous-parties est  $2^8 = 256$  par cadre de discernement;

Il convient de noter que les performances du FJP ont été testées en sélectionnant une diversité de problèmes et comparées à des programmes parallèles communs (LEA, 2000). La liste des problèmes comprend Fibonacci, quadrature Gaussienne, Best-move finder, Merge/Quick sort, multiplication matricielle  $2048 \times 2048$  en précision *double*, décomposition matricielle  $4096 \times 4096$  en précision *double* et Jacobi (relaxation itérative de maillage). Sur ce point, l'accélération maximale que nous pouvons atteindre dans notre approche est de  $\frac{k}{2}$  selon la loi d'Amdahl, (Définition 4.4.1). La proportion  $p$  qui peut être exécutée en parallèle est  $p = 1 - \frac{2}{k}$ .

**Définition 4.4.1** (AMDAHL, 1967) Soit  $S(n)_{latency}$  l'accélération théorique d'une tâche,  $n$  le coefficient d'accélération et  $p$  la proportion de la tâche qui peut être effectuée en parallèle, la loi d'Amdahl est donnée par,

$$S(n)_{latency} = \frac{1}{(1-p) + \frac{p}{n}} \quad (4.9)$$

et

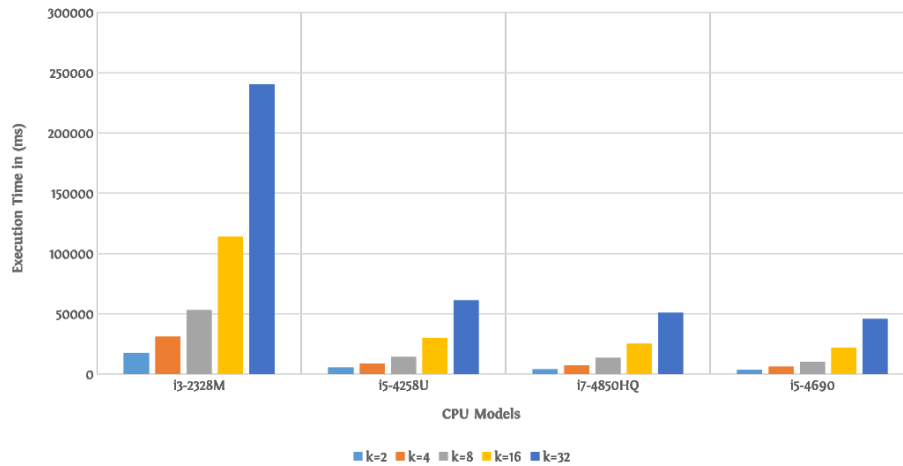
$$\lim_{n \rightarrow \infty} S(n) = \frac{1}{1-p}. \quad (4.10)$$

### 4.4.2 Analyse expérimentale

Dans cette sous-section, nous fournissons tous les résultats numériques du temps d'exécution de  $k$  cadres de discernement, le temps d'exécution est en millisecondes (*ms*). Le tableau (4.1) indique le temps d'exécution de la méthode séquentielle en utilisant quatre environnements d'expérience. Nous pouvons clairement voir que le temps d'exécution augmente quasi-exponentiellement pour tous les CPUs comme l'indique la figure (4.5). Par comparaison entre  $k = 2$  et  $k = 32$ , nous constatons que le taux d'accroissement est plus ou moins le même, qui est environ 13x.

TABLE 4.1 – Temps d'exécution de la méthode séquentielle pour la granularité  $g = 2$ 

CPU/CADRE DE DISCERNEMENT	$k = 2$	$k = 4$	$k = 8$	$k = 16$	$k = 32$
	temps d'exécution en <i>ms</i>				
i3-2328M	17306	30826	53111	113812	240170
i5-4258U	5163	8675	13937	29846	61178
i7-4850HQ	3861	6995	13348	25171	50945
i5-4690	3610	6115	10168	21742	45512

FIGURE 4.5 – Performances de l'algorithme pour différents  $k$  sous la méthode séquentielle dans certains modèles CPU où  $g = 2$ .

Dans le tableau (4.2), les expériences ont été faites en utilisant la méthode parallèle avec un niveau de 2 *threads*. On voit clairement que le temps d'exécution de presque tout  $k$  a diminué, (Cf. figure (4.6)). Ainsi, nous avons atteint une accélération de 5,55x pour  $k = 16$  et comme CPU i5-4690. Dans la même mesure, le tableau (4.3) donne le temps d'exécution de la méthode parallèle en utilisant cette fois 4 *threads*. Il y a une amélioration significative de la performance de calcul lorsque  $k = 32$ , mais le nombre de *steals* est doublé, c'est-à-dire que les travailleurs se retrouvent bloqués. Cependant, la performance de calcul était meilleure, nous avons pu atteindre une accélération de 9,66x, 60,38% de performance supplémentaire en utilisant 4 *threads* cas de i5-4690 (Cf. figure (4.6)). Ici, la performance de calcul a augmentée de 31,38% par rapport à celle de 2 *threads*. Ainsi, si l'on considère les performances pour de l'ensemble des  $k$ , seulement 3% des performances d'accélération sont gagnées par une comparaison entre 2 et 4 *threads*, cas de i5-4690 et 14% cas de i7-4850HQ.



TABLE 4.2 – Temps d'exécution de la méthode parallèle sous 2 *threads* pour  $k = 2$

CPU/CADRE DE DISCERNEMENT	$k = 2$		$k = 4$		$k = 8$		$k = 16$		$k = 32$	
	temps	steals	temps	steals	temps	steals	temps	steals	temps	steals
i3-2328M	17073	1	18269	2	18772	4	23569	4	47301	7
i5-4258U	4850	1	5647	2	5588	4	5695	5	12382	8
i7-4850HQ	4160	1	4969	2	4659	4	7162	6	10915	8
i5-4690	3460	1	3851	2	3985	4	3921	5	9804	8

TABLE 4.3 – Temps d'exécution de la méthode parallèle sous 4 *threads* pour  $k = 2$

CPU/CADRE DE DISCERNEMENT	$k = 2$		$k = 4$		$k = 8$		$k = 16$		$k = 32$	
	temps	steals	temps	steals	temps	steals	temps	steals	temps	steals
i3-2328M	17092	1	18130	2	18435	5	31943	10	45797	18
i5-4258U	4861	1	5409	2	5868	5	8236	10	11422	14
i7-4850HQ	4315	1	4448	2	4228	5	6877	10	7000	15
i5-4690	3515	1	3712	2	3625	5	5578	6	4711	17



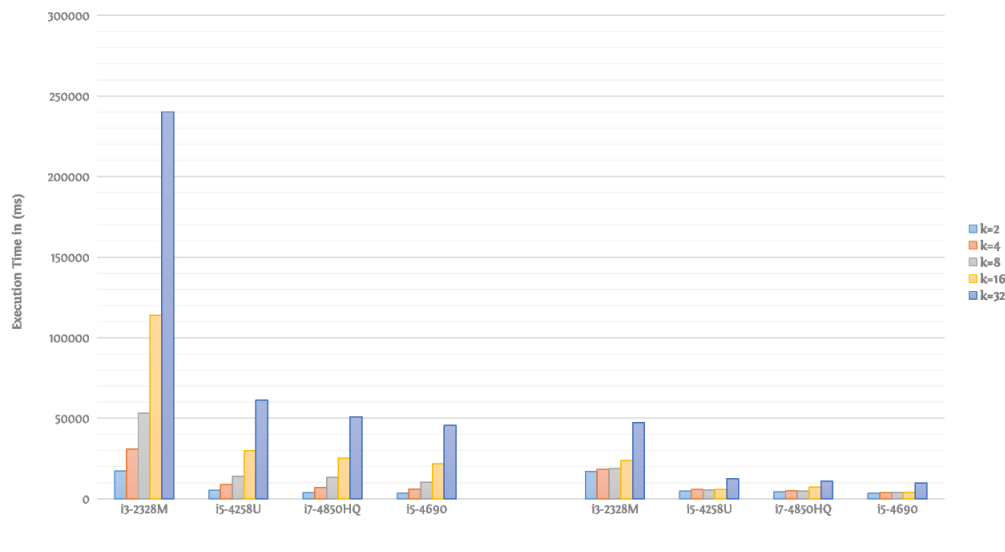


FIGURE 4.6 – Comparaison des performances de l’algorithme pour différents  $k$  sous les méthodes séquentielle (à gauche) et parallèle (à droite) avec 2 threads dans certains modèles CPU où  $g = 2$ .

En outre, les performances de calcul en utilisant 6 et 8 threads dans le tableau (4.4) sont similaires, les deux ont atteint presque la même accélération dans différents  $k$ , une réduction de 5,70x est effectuée pour  $k = 32$ . La figure (4.7) présente en détail une comparaison entre les méthodes en série et en parallèle pour chaque  $k$ .

TABLE 4.4 – Temps d'exécution de la méthode parallèle sur CPU i7-4850HQ pour  $g = 2$

CADRE DE DISCERNEMENT / CPU	i7-4850HQ (6 threads)		i7-4850HQ (8 threads)	
	temps	steals	temps	steals
$k = 2$	4195	1	4094	1
$k = 4$	4241	2	4307	2
$k = 8$	4149	5	4214	5
$k = 16$	6439	12	6517	12
$k = 32$	8930	17	8946	22

TABLE 4.5 – Performance de la méthode parallèle sur CPU E5-2697v4 pour  $g = 2$

METHODE	$k = 2$		$k = 4$		$k = 8$		$k = 16$		$k = 32$	
	temps	steals	temps	steals	temps	steals	temps	steals	temps	steals
séquentielle	4226	-	7749	-	15398	-	25749	-	55953	-
parallèle (2 threads)	4303	1	4634	2	5245	4	6548	5	10732	8
parallèle (4 threads)	4585	1	4605	2	4542	5	7452	10	5756	14
parallèle (8 threads)	ignoré	-	ignoré	-	4546	5	7860	12	10586	23
parallèle (16 threads)	ignoré	-	ignoré	-	ignoré	-	6920	12	9987	27

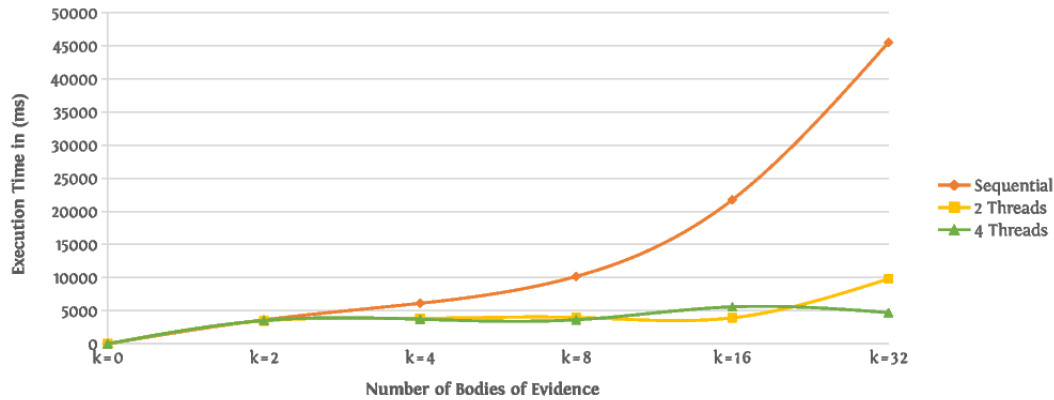


FIGURE 4.7 – Comportements séquentiel et parallèle des performances de l’algorithme pour différents  $k$  sous CPU i5-4690 où  $g = 2$ .

Sur ce point, prenons le comportement de la méthode parallèle sur le CPU i7-4850HQ comme le montre la figure (4.8), on observe que l’algorithme ne peut pas maintenir la scalabilité des performances en ajoutant plus de threads. La meilleure accélération moyenne, dans ce cas, est d’utiliser seulement 4 threads et  $g = 2$ . Pour mieux éclaircir les performances de calcul, la figure (4.9) présente une comparaison de l’accélération moyenne pour chaque unité de calcul en termes de 2 et 4 threads. Un niveau de 4 threads est plus performant qu’un niveau de 2 threads, car le premier niveau maintient la performance de calcul.

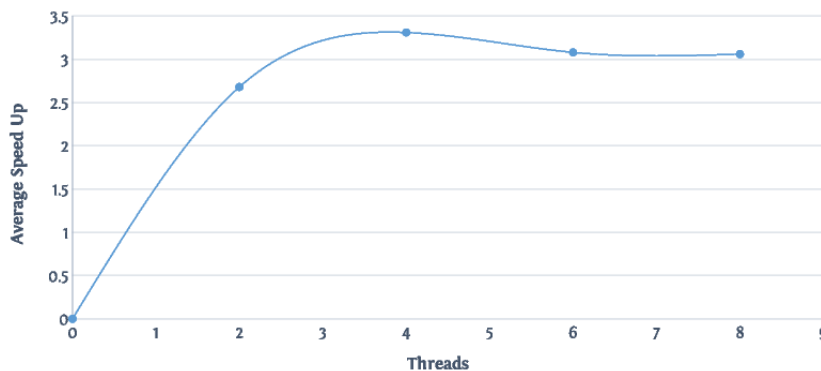


FIGURE 4.8 – Comportements parallèle des performances de l’algorithme en termes d’accélération moyenne pour l’ensemble des  $k$  à différents niveaux de parallélisme sous CPU i7-4850 où  $g = 2$ .

Cette fois, nous présentons les performances de notre algorithme sur une machine plus puissante avec un CPU de type Xeon à 36 threads. Le tableau (4.5) présente les performances des méthodes série et parallèle à différents degrés de parallélisme, dont 2, 4, 8 et 16 threads. Les performances de cette unité de calcul sont comparables à celles de l’i7-4850HQ à tous les degrés de parallélisme. En termes d’accélération moyenne de l’ensemble des  $k$ , une accélération de 3,83x est réalisée dans le cas de 4 threads et de 2,95x dans le cas de 2 threads. Ainsi, 14,31% de performance de calcul gagnée. Ici, nous avons pu obtenir une accélération de 9,72% pour  $k = 32$ . Donc, 60,75% de la performance ajoutée à celle de la méthode en série. Notez que l’algorithme au-delà de 8 threads atteint un niveau de stagnation en termes de puissance de calcul.

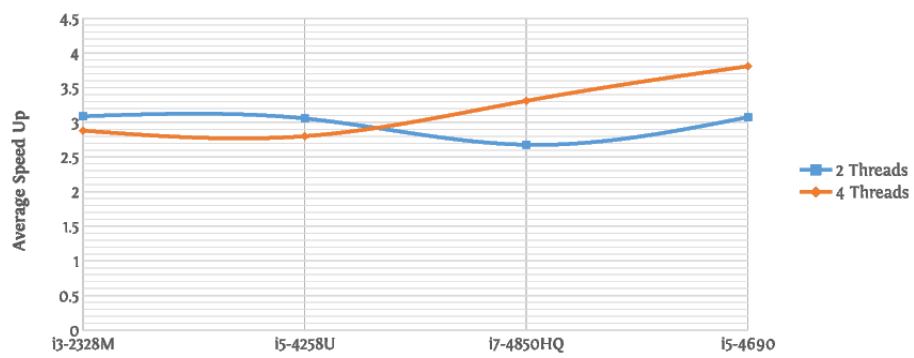


FIGURE 4.9 – Accélération moyenne pour l'ensemble des  $k$  par chaque modèle CPU à deux niveaux de parallélisme où  $g = 2$ .

TABLE 4.6 – Spécifications techniques des nœuds de calcul

Nœud	GPU Tesla K80	GPU GTX 1070 Ti	CPU Xeon E5-2697 v4
Multiprocessors (MP)	26	19	—
Cores/MP	192	128	—
Architecture	Kepler	Pascal	Intel 64
Cores	4992	2432	18
Max clock rate	824 MHz	1683 MHz	3,6 GHz
Bandwidth	480 GB/s	256,2 GB/s	76,8 GB/s & 9,6 GT/s QPI
Memory size	24 GB GDDR5	8 GB GDDR5	64 GB DDR4
Compute capability	3.7	6.1	—
Threads	53248	38912	36
ECC	On	Off	On

TABLE 4.7 – Dimension des échantillons par chaque collection de cadres de discernement

Petits Échantillons		
Cadres de discernement	$k = 32$	$k = 64$
Nombre des sous-ensembles	32768	65536
Échantillons Moyens		
Cadres de discernement	$k = 512$	$k = 1024$
Nombre des sous-ensembles	524288	1048576
Grands Échantillons		
Cadres de discernement	$k = 8192$	$k = 16384$
Nombre des sous-ensembles	8388608	16777216

Désormais, dans la section suivante, *PllmSF* désigne notre approche de calcul parallèle mise en œuvre sous CPU sous FJP.

#### 4.4.3 Calcul GPGPU et algorithmes massivement parallèles

Ces dernières années, l'unité de traitement graphique (GPU) a été le fer de lance du HPC en mettant à disposition un processeur multi-cœur hautement parallèle et multi-threads, doté d'une puissance de calcul énorme et d'une bande passante mémoire très élevée (SANDERS et KANDROT, 2011). Avec l'apparition de l'architecture CUDA « *Compute Unified Device Architecture* » en 2006, le GPU est passé du traitement graphique au calcul parallèle généraliste ou polyvalent. En conséquence, les domaines d'application se sont étendus pour inclure l'apprentissage automatique et l'analyse de données, le traitement sismique, l'imagerie médicale, la dynamique des fluides computationnelle, la science environnementale, la finance computationnelles et diverses techniques d'intelligence artificielle.

La philosophie de conception des GPU diffère complètement de celle des CPU (DAVID B. KIRK, 2013). Les GPU consacrent plus de transistors au traitement des données qu'à la mise en cache des données et au contrôle des flux, comme l'illustre la figure (4.10). Le parallélisme utilisant les GPU continue à s'échelonner avec la loi de Moore. À cette fin, CUDA s'est imposé comme un langage de programmation comprenant une extension complète des langages C/C++. En général, ce modèle de programmation scalable fournit trois abstractions clés, *a*) une hiérarchie de threads (grilles de blocs de chaîne de threads), *b*) une hiérarchie de mémoires (partagées, périphériques) et *c*) des instructions de synchronisation.

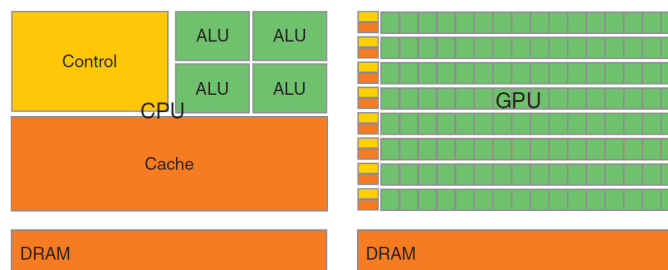


FIGURE 4.10 – Philosophie de conception des GPUs et CPUs (conception NVIDIA).

Dans cette recherche, nous avons utilisé Thrust, une puissante bibliothèque d'algorithmes et de structures de données parallèles. Thrust est basée sur la bibliothèque STL « *Standard Template Library* » de C++ et permet d'exécuter des algorithmes accélérés par le GPU plus rapidement que les derniers CPU multicœurs utilisant la STL et le TBB « *Threading Building Blocks* ». À cette fin, nous avons mis en œuvre une version GPU de la règle de combinaison utilisant Thrust dans le but de comparer ses performances à celles de *PllmSF* et également d'étendre les algorithmes de fusion de données sur une autre passerelle de calcul parallèle hétérogène utilisant les GPU.

##### a) Cadre expérimental

Cette partie d'étude de cas a été réalisée sur 3 nœuds de calcul différents. Deux GPU et un CPU avec la version 4.4 de TBB. La version de l'algorithme GPU a été

compilée sous « *compute capability* » 3.5 en utilisant le *flag* d'optimisation `-O2`. Les spécifications techniques sont fournies dans le tableau (4.6).

## b) Etude de cas

Un peu différent de l'étude de cas précédent, nous fournissons ici une règle de combinaison sur des échantillons de taille petite, moyenne et grande sur des entiers (*Integers*) ayant des rapports étroits entre eux. Les opérations sur les ensembles mathématiques utilisant Thrust nécessite d'abord construire une série triée. Dans cette étude, nous considérons 65536 ensembles de cadres de discernement. Le tableau (4.7) fournit le nombre total d'éléments pour chaque collection de cadres de discernement, cas des échantillons petits, moyens et grands respectivement. De plus, nous avons utilisé Thrust v1.8 et Ubuntu 16.04. Il convient de noter que les performances peuvent varier en fonction de la version du système d'exploitation et de la configuration de la carte mère.

### 4.4.4 Analyse expérimentale

En figure (4.11), nous donnons les performances des algorithmes notamment PllmSF et Thrust versus TBB dans le cas de petits échantillons. Nous pouvons voir que Thrust délivre une performance assez puissante et surpasse notre algorithme où  $k \leq 64$  avec une différence d'accélération de 11,72x pour  $k = 32$  et 3,75x pour  $k = 64$ . Au-delà de  $k = 128$ , notre algorithme commence à prendre la main et donne de bonnes performances avec une différence d'accélération de 3,33x pour  $k = 256$ .

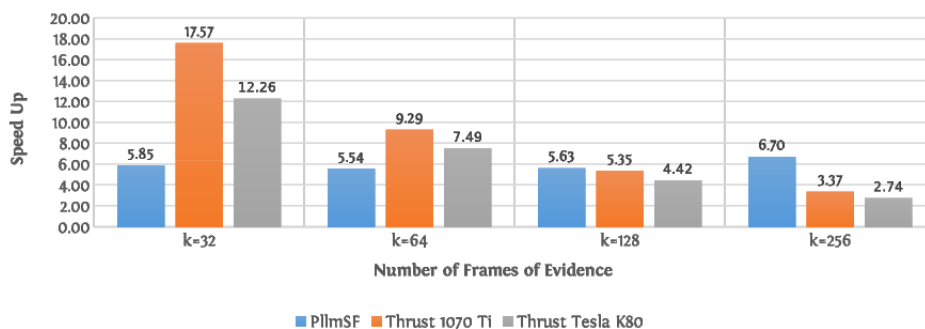


FIGURE 4.11 – Performances de l'algorithme sous différentes implémentations versus TBB (petits échantillons).

Pour cette fois, nous présentons les performances des algorithmes sur des échantillons moyens, comme le montre la figure (4.12). Nous remarquons clairement que le PllmSF apporte de meilleures performances à chaque nouvelle collection des cadres de discernement fusionnée. Pour  $k = 4096$ , PllmSF donne une accélération de 58,88x plus rapide que Thrust. Le même résultat est observé dans le cas de grands échantillons (Cf. figure (4.13)). PllmSF est en tête et dépasse largement Thrust. Par exemple, pour  $k = 16384$  PllmSF est 116,15x plus rapide que Thrust sur GTX 1070 Ti.

En outre, le PllmSF fournit une accélération moyenne significative par chaque dimension d'échantillon, comme le montre la figure (4.14). L'algorithme maintient un comportement quasi-stable sur l'ensemble des cadres de discernement (Cf. figure (4.15)).

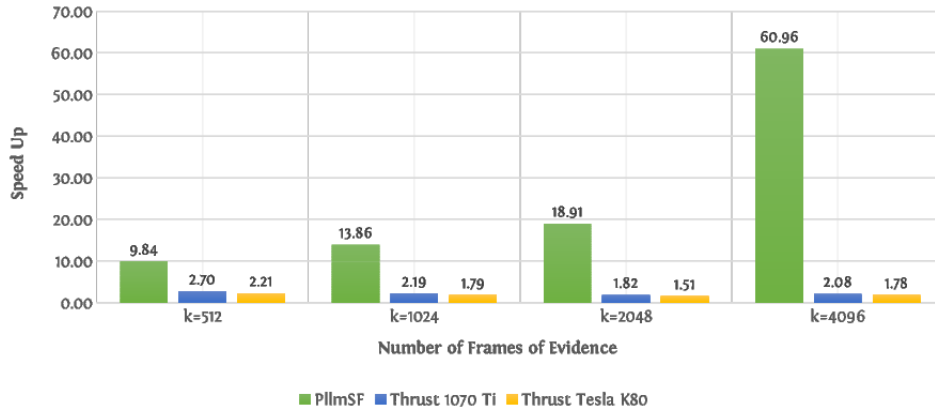


FIGURE 4.12 – Performances de l’algorithme sous différentes implémentations versus TBB (échantillons moyens).

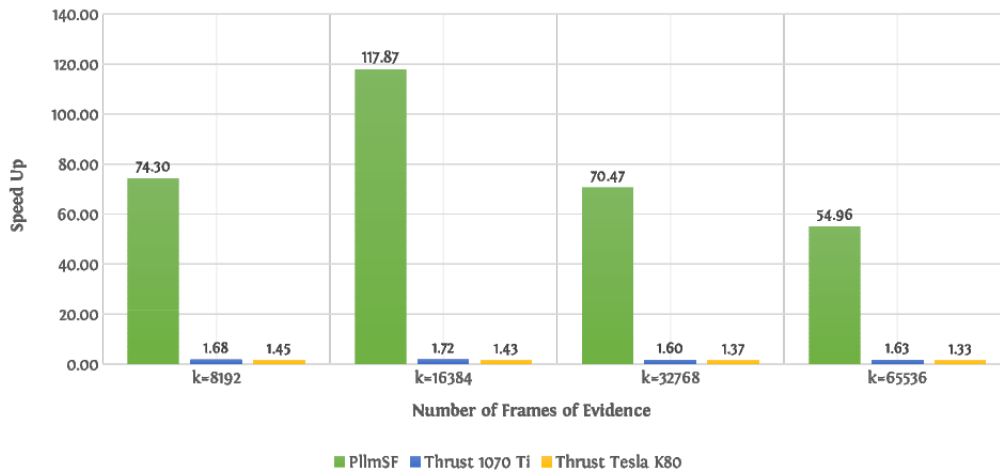


FIGURE 4.13 – Performances de l’algorithme sous différentes implémentations versus TBB (grands échantillons).

En somme, les performances de PllmSF sont plus précieuses que celles de Thrust tant sur Tesla K80 que sur GTX 1070 Ti (Cf. figure (4.16)). Ainsi, ces résultats nous font recommander l’importance de l’utilisation de l’algorithme PllmSF pour la fusion de données sur des collections de sources relativement plus petites à d’autres très grandes.

Cependant, il est difficile d’affirmer les résultats et cela est dû à la limitation de l’infrastructure de calcul et pour rappeler, ici nous nous intéressons à  $g = 2$ . Pour d’autres niveaux de granularité  $g$ , c’est une matière de recherche et pour cette raison, nous n’avons donné qu’une réponse partielle de la question. 4.2.1. La question est toujours ouverte et nous essayons de comprendre le lien *mathématique* entre les unités de calcul et les différentes granularités  $g$ .

En guise de remarques finales, plusieurs problèmes restent des sujets évidents pour la recherche future. *a)* la granularité est une stratégie de division, et dépend de la taille totale des sources, il faut donc savoir comment et quand nous choisissons la bonne granularité  $g$  quand nous avons  $m$  unités de calcul. *b)* l’ordre de traitement, (Remarque. 4.4.1), est un facteur clé du calcul rapide en raison des résultats



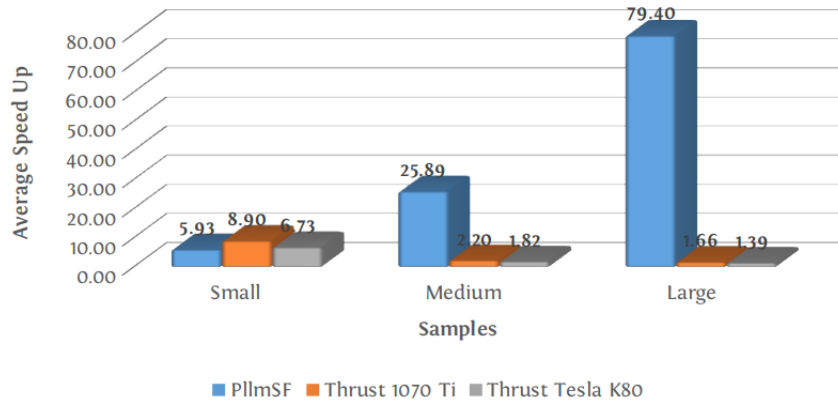


FIGURE 4.14 – Accélération moyenne de l’algorithme selon diverses implémentations par taille d’échantillon versus TBB.

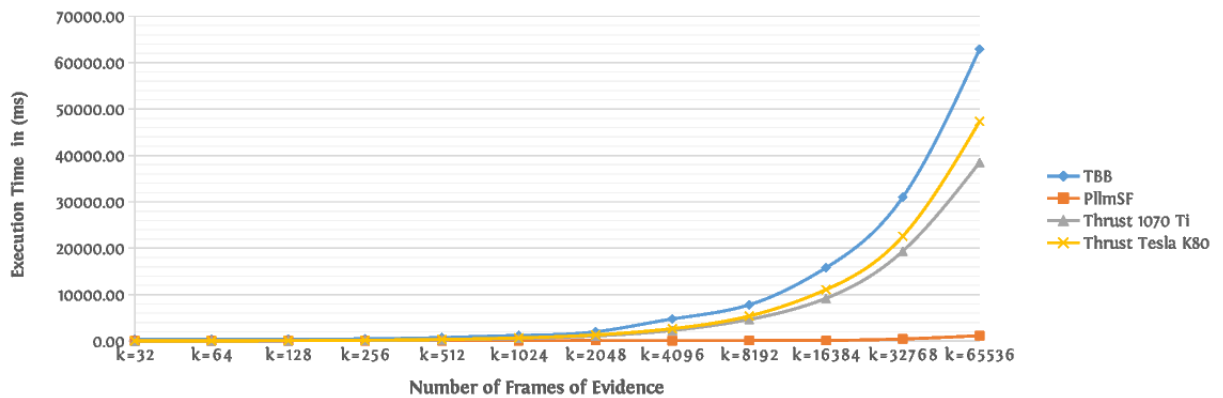


FIGURE 4.15 – Performances de l’algorithme sous différentes implémentations pour l’ensemble des  $k$ .

des éléments générés à partir d’une intersection entre des cadres de discernement, comment cela affecte-t-il l’accélération, en d’autres termes, quel est le meilleur ordre de traitement pour les éléments de preuve de  $k$  ?

**Remarque 4.4.1** L’ordre de traitement des cadres de discernement affecte le temps d’exécution. Ainsi, soient  $\Theta_1, \Theta_2$  et  $\Theta_3$  trois cadres de discernement, leurs fonctions de masse associées sont respectivement  $m_1, m_2$  et  $m_3$ . Le temps d’exécution  $TIME(.)$  est donné par,

$$TIME(m_1 \oplus (m_2 \oplus m_3)) \neq TIME((m_1 \oplus m_2) \oplus m_3).$$

## 4.5 Conclusion

La théorie des fonctions de croyance est désormais largement répandue et a rempli un rôle principal dans différents domaines liés à la prise de décision, plus précisément dans le « *context-aware computing* ». Il a été démontré que la mise en œuvre directe de la théorie D-S n’est pas envisageable en raison de la complexité algorithmique. Cette théorie, en tant que théorie bayésienne généralisée, est censée gérer plusieurs et grands flux de données pour adresser les systèmes experts basés sur la connaissance. Dans de tels contextes, des modèles avancés de calcul sont fortement

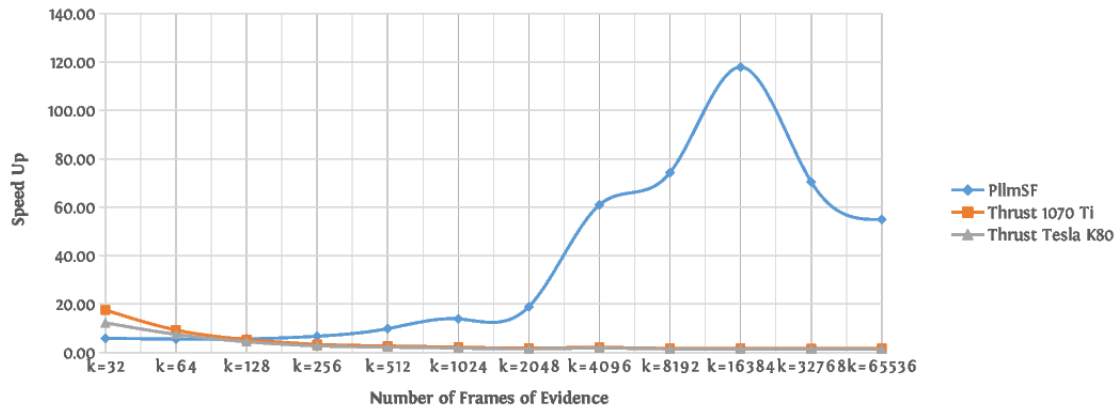


FIGURE 4.16 – Comportements d'accélération pour l'ensemble des  $k$ .

sollicités. Dans ce travail, nous avons présenté une première tentative de construction d'une nouvelle approche algorithmique de calcul parallèle pour améliorer les performances de calcul de la règle de combinaison de Dempster. Cette approche est basée sur la technique de reproduction d'une bactérie unicellulaire et dérive de la sélection d'algorithmes de conquête et de division qui est une solution de pointe. Les résultats semblent prometteurs, notre algorithme PllmSF offre des performances assez impressionnantes au niveau CPU et GPU dans l'ensemble des scénarios d'expérimentations. En conséquence, des plans sont actuellement en cours dans le but de proposer un algorithme de bas-niveau encore plus optimisé pour une intégration hybride dans les solutions d'utilisation finale.

## Chapitre 5

# Caractérisation et gestion de l'incertitude dans le comportement de choix : implication émotionnelle dans l'intelligence artificielle

### 5.1 Introduction aux ATIS

Les systèmes perfectionnés de renseignements aux voyageurs (ATIS) ont été conçus pour répondre aux besoins prodigieux d'informations précises et opportunes afin d'aider les usagers de la route à décider de leurs itinéraires et à les atteindre rapidement et en toute sécurité (CHEN et al., 2007; CHEN, BELL et BOGENBERGER, 2007; LI, HUANG et LAM, 2012). Autrement dit, les ATIS donnent des informations sur le système de transport au conducteur pour lui permettre de prendre des décisions importantes aux moments de navigation. Les ATIS reposent sur des infrastructures technologiques de pointe pour collecter des données de trafic en temps réel qui sont ensuite transmises à un centre de gestion du trafic pour générer des informations de trafic actualisées. Par exemple, la boucle d'induction magnétique, le véhicule de prospection (CFD), le GPS, le Scanner Laser, les capteurs optiques, les indicateurs QoS, les Caméras de surveillance et les ALPR peuvent améliorer l'estimation de la durée des déplacements.

Les ATIS proposent généralement deux types de services (CHEN et al., 2013). Un service d'information préalable au voyage qui détermine aux voyageurs l'heure de départ optimale, les choix d'itinéraires et le mode à utiliser. Et un service d'information aux conducteurs en route qui fournit un système de navigation en temps réel afin d'aider les conducteurs à mieux utiliser les ressources par des actions d'adaptations aux environnements pour éviter les encombrements, par exemple.

L'apparition fulgurante de l'Internet des Objets (IoT) a fait introduire des modèles de communication plus sophistiqués et contribue à l'émergence des ATIS très poussés. Selon des études conduites par (GETTMAN et al., 2016), des prédictions pour la ville connectée de 2021 prévoient une croissance de 400% des voyageurs connectés, 300% des véhicules connectés et 25% d'infrastructure connectée. Les ATIS maintenant combinés avec les ADAS peut être utilisé pour afficher tout type d'information utile aux voyageurs. Cela comprend des informations sur l'itinéraire, les véhicules aux alentours, les niveaux de congestions prévus, les travaux de construction et voir même d'indiquer s'il est préférable de changer de voie, de dépasser ou

de prendre une déviation à la place (KALA, 2016). Par cette prouesse, certaines structures bien spécifiques se sont lancées dans le développement de pilotage automatique à ses différents niveaux comme Waymo, Tesla, Aptiv, Aurora et Nutonomy et récemment Comma.

Le caractère dynamique et incertain du réseau du trafic rend souvent le processus de choix de route imprécis et injustifié pour une grande masse de voyageurs. Des études empiriques ont montré que l'incertitude quant au temps de trajet a des répercussions importantes sur l'heure de départ et les choix d'itinéraire des voyageurs (WU et NIE, 2011 ; NIE et WU, 2009). En effet, des variations plus importantes du temps de trajet peuvent entraîner des retards et imposer des pénalités élevées aux voyageurs, par exemple pertes d'affaires (CHEN et al., 2013).

En revanche, l'auto-navigation est une tâche complexe qui requiert un niveau d'expertise important, en particulier dans des scénarios difficiles et invisibles. Dans l'ère des STI (Cf. figure (5.1)), on s'attend à ce que le véhicule soit guidé par le meilleur itinéraire possible, y compris toutes les tâches de manœuvres difficiles, tout en évitant tout effet indésirable qui pourrait survenir à l'avenir.



FIGURE 5.1 – Vue d'ensemble des systèmes de transport intelligents.  
(Source CEREMA)

Les modèles de communication V2V et V2I habilent les véhicules à réaliser des plans et à diminuer toute sensibilité à un chemin donné. Sur ce point, les véhicules peuvent bénéficier d'informations routières en temps réel en faisant en sorte que leurs actions s'adaptent aux conditions de circulation réelles révélées en cours de route, plutôt que d'être engagée *a priori* sur un ensemble de liaisons fixes (GAO, FREJINGER et BEN-AKIVA, 2010).

Cependant, les réseaux routiers sont intrinsèquement risqués avec des perturbations aléatoires. Le comportement de choix d'itinéraire comporte des risques, d'où des attitudes à l'égard des risques jouent un rôle crucial dans la prise de décision. Les voyageurs cherchent à atteindre leur destination au moindre coût. Dans un système de pilotage automatique, les voitures autonomes n'exhibent pas de telles capacités psychologiques de décision.

Dans cette recherche, nous proposons un modèle de comportement de choix sous incertitude, codant à la fois les attitudes pessimistes et optimistes face à l'incertitude. Ce modèle peut assister les voitures autonomes à définir la politique d'itinéraire adéquate pour les voyageurs en apprenant leur comportement psychologique dans différents scénarios incertains. Il s'appuie sur les développements récents dans la théorie des probabilités, notamment la théorie des fonctions de croyance qui est un

moyen alternatif à la théorie des probabilités pour représenter ou mesurer l'incertitude. Compte tenu de l'implication émotionnelle, la théorie « Cumulative Prospect » où les fonctions d'utilité sont non linéaires en termes de probabilités, est introduite pour saisir des attitudes flexibles face au risque et à l'incertitude.

## 5.2 Incertitude dans le choix d'itinéraire

La théorie « Cumulative Prospect (CPT) » (TVERSKY et KAHNEMAN, 1992) est une théorie économique qui prend en compte les aspects psychologiques. C'est une extension d'une version antérieure de la théorie des prospects « Prospect Theory (PT) » conçue pour modéliser les problèmes dans des situations à risque. En CPT, les prospects incertains et risqués sont bien fondés avec un certain nombre des issues. La CPT est ainsi progressivement passée en revue au fur et à mesure de développement de framework de comportement de choix d'itinéraire.

### 5.2.1 Caractérisation de l'incertitude

Le choix d'itinéraire adaptatif pour un conducteur individuel peut être synthétisé comme suit. Soit  $\Omega$  un ensemble fini de conditions de trafic, les sous parties de  $\Omega$  sont des événements possibles de trafic. Soit  $X$  un ensemble de conséquences ou de résultats.

Un prospect incertain  $f$  est une fonction de  $\Omega$  vers  $X$  qui attribue à chaque  $A \subseteq \Omega$  une conséquence  $f(A) = x, x \in X$ . Un prospect  $f_l$  pour une alternative ou un itinéraire  $l$  est alors représenté comme une séquence de paires  $(x_i, A_i)$ . La fonction cumulative implique un arrangement des résultats de chaque prospect. On suppose que les conducteurs individuels évaluent constamment les alternatives en termes de gains (nombres positifs) et de pertes (nombres négatifs) par rapport à un point de référence donnée.

La partie positive d'un prospect  $f$  pour les gains, dénotée  $f^+$  si tous les résultats sont tous positifs  $f(A) > 0$ . En revanche, la partie négative d'un prospect  $f$  pour les pertes, dénotée  $f^-$  si tous les résultats sont tous négatifs  $f(A) \leq 0$ .

### 5.2.2 Théorie « Cumulative Prospect »

La CPT est définie comme le produit de deux termes. La fonction de valuation  $v : X \mapsto Re$ , satisfaisant  $v(x_0) = v(0) = 0$ , et les poids de décision  $\pi$ , tels que pour  $f_l = (x_i, A_i), -m \leq i \leq n$ ,

$$V(f_l) = V(f_l^-) + V(f_l^+), \quad (5.1)$$

où

$$V(f_l^-) = \sum_{i=-m}^0 \pi_i^- v(x_i), \quad (5.2)$$

$$V(f_l^+) = \sum_{i=0}^n \pi_i^+ v(x_i). \quad (5.3)$$

Avec  $\pi_i^-$  et  $\pi_i^+$  sont les poids de décision pour le gain et la perte de l'issue  $x_i$ . En admettant que  $\pi_i = \pi_i^-$  si  $i < 0$  et  $\pi_i = \pi_i^+$  si  $i \geq 0$ , l'équation. (5.1) se réduit à,

$$V(f_l) = \sum_{i=-m}^n \pi_i v(x_i). \quad (5.4)$$

### a) Prospect incertain

Lorsque le prospect  $f_l = (x_i, A_i)$  est donné en termes de *Capacité du Choquet* (CHOQUET, 1954), les poids de décision  $\pi$  sont définis comme suit,

$$\begin{aligned} \pi_{-m}^- &= \zeta^-(A_{-m}) \\ \pi_i^- &= \zeta^-(A_{-m} \cup \dots \cup A_i) - \zeta^-(A_{-m} \cup \dots \cup A_{i-1}), \quad 1 - m \leq i \leq 0. \end{aligned} \quad (5.5)$$

et

$$\begin{aligned} \pi_n^+ &= \zeta^+(A_n) \\ \pi_i^+ &= \zeta^+(A_i \cup \dots \cup A_n) - \zeta^+(A_{i+1} \cup \dots \cup A_n), \quad 0 \leq i \leq n - 1. \end{aligned} \quad (5.6)$$

où la capacité  $\zeta : 2^\Omega \mapsto [0, 1]$  est une fonction d'ensemble « *set function* » monotone satisfaisant  $\zeta(\emptyset) = 0$  et  $\zeta(\Omega) = 1$ .

### b) Prospect à risque

Par ailleurs, lorsque le prospect  $f_l = (x_i, A_i)$  est donné par une distribution de probabilité  $p(A_i) = p_i$ , donc  $\zeta$  est additive, les poids de décision désignés dans cas  $w$  sont définis par,

$$\begin{aligned} \pi_{-m}^- &= w^-(p_{-m}) \\ \pi_i^- &= w^-(p_{-m} + \dots + p_i) - w^-(p_{-m} + \dots + p_{i-1}), \quad 1 - m \leq i \leq 0. \end{aligned} \quad (5.7)$$

et

$$\begin{aligned} \pi_n^+ &= w^+(p_n) \\ \pi_i^+ &= w^+(p_i + \dots + p_n) - w^+(p_{i+1} + \dots + p_n), \quad 0 \leq i \leq n - 1. \end{aligned} \quad (5.8)$$

La fonction de pondération  $w$  est monotone, croissante et continue, satisfaisant  $w(0) = 0$  et  $w(1) = 1$ . De plus, lorsque  $p$  est petit  $\pi(p) > p$ .

## 5.3 Modèle de choix d'itinéraire

Dans le processus de choix d'itinéraire, la perception de l'environnement est d'une extrême importance pour le décideur. Ainsi, la formulation de la représentation des actes, des résultats et des éventualités qui sont pertinents pour la décision est une étape précieuse et demeure un véritable défi. Il n'existe pas de théorie formelle de formulation (TVERSKY et KAHNEMAN, 1992), face à un même ensemble de coûts perçus, un conducteur peut ne pas réagir toujours de la même manière en raison de certains effets externes. Ainsi, ni l'analyste du trafic ni le conducteur lui-même n'ont une image complète de l'environnement de conduite (HENN

et OTTOMANELLI, 2006). Le manque de précision et l'effet aléatoire imprévisible du trafic rendent le choix de l'itinéraire incertain. De nombreuses recherches ont montré que les conducteurs ne perçoivent jamais les coûts comme une fonction linéaire comme la suppose la théorie de l'utilité. Le choix des utilités n'est pas nécessairement déterministe et résulte de l'alternative d'un conducteur confronté à certaines options.

### 5.3.1 Mesures d'encadrement

Dans cette partie, une formulation de la représentation des actes est proposée en fonction des attitudes face au risque et à l'incertitude. Comme la phase de formulation reflète l'évaluation subjective des issues, les conducteurs sont censés être des décideurs rationnels, ils se déplacent pour un but prédéterminé, par exemple pour le travail, les loisirs, etc. Ils tentent de minimiser leurs coûts de déplacement habituels ou généraux.

Dans la plupart des modèles de choix d'itinéraire, la perception des distributions des temps de trajet se décline en expériences personnelles (situations récurrentes) et en descriptions statiques ou quotidiennes provenant de l'ATIS, telles que les événements spéciaux, les prévisions météorologiques, etc (GAO, FREJINGER et BEN-AKIVA, 2010). Nous croyons fermement qu'il est important dans un modèle d'affectation du trafic, de tenir compte du fait que les conducteurs ne savent pas ce qui va se passer, de sorte que leur choix peut être modifié en recevant en temps voulu de nouvelles informations.

### 5.3.2 Fonction de valuation

Dans la CPT, la fonction de valuation  $v(\cdot)$  agit directement sur les issues. Lorsque l'homogénéité des préférences est maintenue,  $v(\cdot)$  est une fonction de puissance à deux parties de la forme,

$$v(x_i) = \begin{cases} x_i^\alpha & \text{if } x_i > 0 \\ -\lambda(-x_i)^\beta & \text{if } x_i \leq 0. \end{cases}$$

Conformément au principe de la sensibilité décroissante, elle est concave pour les gains ( $\alpha \leq 1$ ) et convexe pour les pertes ( $\beta \leq 1$ ) (Cf. figure (5.2)). En outre, elle est plus raide pour les pertes que pour les gains ( $\lambda > 1$ ) selon le principe de l'aversion aux pertes.

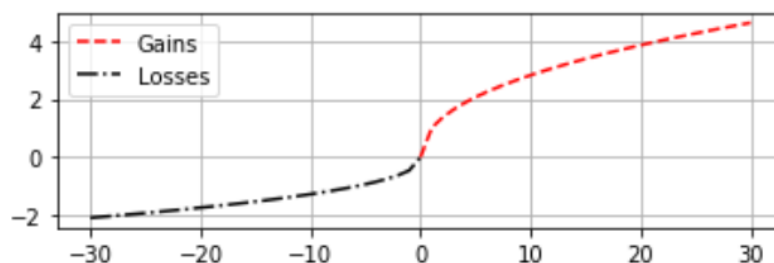


FIGURE 5.2 – Représentation graphique de la fonction de valuation  $v(x)$  avec  $\alpha = \beta = 0.45$  et  $\lambda = 2.25$ .



### a) Fonction de coût

Pour un événement de trafic donné  $A \in \Omega$ , l'issue associée est  $x_i$  pour l'alternative  $f_i$ .  $x_i$  est censé être perçu comme une issue floue autour de l'issue réelle avec une valeur moyenne et un écart, dénoté  $\mu_{x_i}(y)$ .

Un événement  $A$  génère un flux du trafic  $q_i$  sur l'alternative  $f_i$ . Selon la fonction de coût proposée par le Bureau Américain du Transport Public, nous définissons une issue  $x_i$  par,

$$x_i(q_i) = x_i^0 \left[ 1 + \alpha \left( \frac{q_i}{Q_i} \right)^\beta \right] \quad (5.9)$$

où  $q_i$  est la demande de mobilité pour laquelle les coûts sont calculés,  $x_i^0$  est le temps de parcours de la liaison en flux libre,  $Q_i$  est la capacité de la liaison congestionnée et  $\alpha$  et  $\beta$  sont les paramètres de calibrage, classiquement fixés par le Bureau Américain du Transport Public à  $\alpha = 0,15$  et  $\beta = 4$ .

### 5.3.3 Mesures préférentielles

A partir d'une mesure de préférence  $\psi$  entre des valeurs réelles, nous définissons une mesure de préférence sur des issues perçues flous introduisant la préférence vague de l'utilisateur comme une pente descendante. Un nombre flou avec une fonction d'appartenance de forme triangulaire indique le temps de parcours estimé du résultat  $x_i$ . La préférence de l'usager est définie par,

$$\phi_{opt}(x_i) = \max_{y \in \mathcal{R}} \min \{ \psi(y); \mu_{x_i}(y) \} \quad (5.10)$$

L'équation. (5.10) reflète la préférence de l'utilisateur optimiste. L'indice de l'issue à évaluer est  $\mu_{x_i}^{-1}(\phi_{opt}(x_i))$ , où  $\mu_{x_i}^{-1}$  est l'image de  $\phi_{opt}(x_i)$ . De même, la préférence de l'utilisateur est définie en situation de l'attitude pessimiste et approximative. Dans le cas d'une attitude pessimiste, la préférence de l'utilisateur est donnée par,

$$\phi_{pes}(x_i) = \min_{y \in \mathcal{R}} \max \{ 1 - \psi(y); \mu_{x_i}(y) \} \quad (5.11)$$

où l'indice de l'issue à évaluer est  $\mu_{x_i}^{-1}(\phi_{pes}(x_i))$ . L'indice de l'issue pour l'attitude approximative est défini directement par l'équation. (5.9), d'où

$$\psi_{app} = x_i(q_i) \quad (5.12)$$

Le point de référence peut être fixé de différentes manières. Dans un problème de choix d'itinéraire, les exemples sont le temps de trajet en flux libre, le temps de trajet habituel et le temps de trajet prévu ou le chemin le plus court. Il n'existe pas de notion *a priori* de mesure qui convienne mieux comme point de référence en CPT. Ici, le point de référence est fixé à la mesure de l'écoulement libre  $x_i^0$  indiquée dans l'équation. (5.9). Par conséquent, l'issue de prospect  $x_i^*$  est donné par,



$$x_i^* = \begin{cases} \psi_{app} - x_i^0 \\ x_i^0 - \mu_{x_i}^{-1}(\phi_{pes}(x_i)) \\ x_i^0 - \mu_{x_i}^{-1}(\phi_{opt}(x_i)) \end{cases}$$

La fonction de valuation est maintenant définie sur  $v(x_i^*)$  en fonction de trois attitudes différentes. L'indice  $A$  dans  $v_A(x_i^*)$  indique l'attitude choisie.

## 5.4 Prise de décision et réaction sous incertitude

Dans la vie réelle, il arrive que l'on exprime diverses émotions en route pour atteindre une destination donnée. Sans information routière en temps réel, les événements de la journée sont souvent incertains, bien qu'avec l'ATIS embarqué, l'imprécision se produise en raison d'une dispersion ou d'une réaction des conducteurs en termes de combinaison de facteurs de coût.

La formule  $\pi_i$  dans les équations (5.7) et (5.8) malgré sa complexité reflète une façon naturelle de modéliser les attitudes envers les probabilités et les événements. La notion de cadre de discernement dans la théorie des fonctions de croyance fournit un cadre solide pour modéliser l'incertitude ainsi que l'imprécision. Étant donné un ensemble fini  $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_k\}$ , appelé cadre de discernement, une fonction de masse est une fonction  $m$  de  $2^\Omega \mapsto [0, 1]$  vérifiant,

$$\begin{cases} \sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1 \\ m(\emptyset) = 0 \end{cases} \quad (5.13)$$

Pour tout  $A \subseteq \Omega$ , étant donné une part de croyance,  $m(A)$  est appelé un nombre de probabilité de base (*bpa*) de  $A$ . C'est la mesure de l'évidence ou de la croyance qui est engagée exactement à  $A$ .  $A$  est un élément focal chaque fois que  $m(A) > 0$ . Des recherches détaillées sur la théorie des fonctions de croyance se trouvent dans l'ouvrage original de Shafer (SHAFFER, 1976c; DEMPSTER, 1967b) et dans certaines études récentes (DENŒUX, 2019b; DENŒUX, DUBOIS et PRADE, 2019).

L'évaluation des événements disjoints d'un prospect aide à estimer un plus grand nombre de valeurs,  $2^{|\Omega|}$  *bpa* au lieu de  $|\Omega|$  valeurs probabilistes. En utilisant un tel cadre et la définition géométrique de la fonction de masse, la prise de décision se fait dans plusieurs espaces (Cf. figure (5.3)). Par exemple, si les éléments focaux sont des singletons, alors le prospect se réduit à un problème à risque.

Dans cette partie, nous utilisons des représentations de la connaissance de *bba* pour modéliser les attitudes conformément à la fonction de valuation. Soit  $S$  l'ensemble des sources d'informations liées à une mesure de conditions du trafic, définie comme  $S = \{s_i | i = 1, \dots, n\}$ , soit  $\Theta$  l'ensemble des cadres de discernement associés aux sources d'information, défini comme  $\Theta = \{\Theta_j | j = 1, \dots, m\}$ , et  $\mathcal{M}(\Theta)$  l'ensemble des fonctions de masse, défini comme  $\mathcal{M}(\Theta) = \{m_k | k = 1, \dots, p\}$ .  $\Omega$  reflète l'état global du système où les éléments de  $\Theta$  sont définis sur  $\Omega$ .

### 5.4.1 Raisonnement probatoire

Afin de développer de telles représentations, un processus de raisonnement probatoire doit être mis en place. Afin d'assurer des transitions lisses entre lesdits

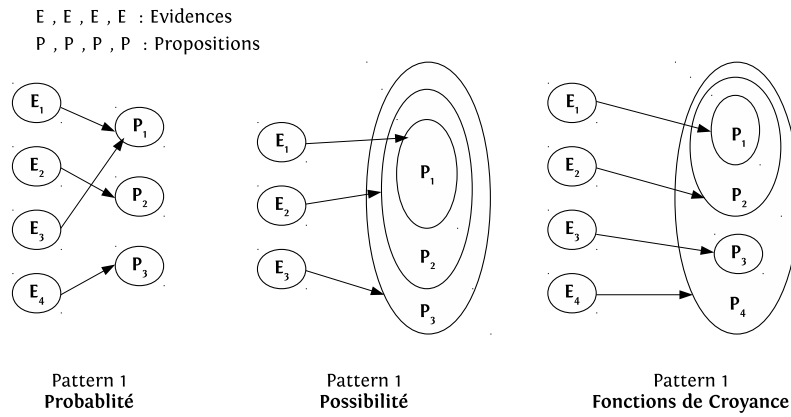


FIGURE 5.3 – Représentation géométrique de certains patterns de la relation évidence-proposition.

cadres de discernement, certaines opérations d'inférence heuristique, plus précisément la *translation* et la *relation de compatibilité* sont effectuées pour atteindre le cadre en question (BENALLA, ACHCHAB et HRIMECH, 2020).

#### a) Relation de compatibilité

La relation de compatibilité (YAGER, 1988) décrit simplement la relation *possibiliste* entre deux cadres de discernement. La relation de compatibilité  $\Theta_{X \times Y}$  entre les cadres  $\Theta_X$  et  $\Theta_Y$  par exemple est un ensemble de pairs de produit Cartésien des deux cadres, définie comme suit,

$$\Theta_{X \times Y} \subseteq \Theta_X \times \Theta_Y. \quad (5.14)$$

Une paire  $(x_i, y_j)$  est incluse dans  $\Theta_{X \times Y}$  si et seulement si elles peuvent être vraies simultanément. Il y a au moins une paire  $(x_i, y_j)$  incluse pour tout  $x_i \in \Theta_X$  (l'analogue est vrai pour chaque  $y_j \in \Theta_Y$ ).

#### b) Opération de translation

Tandis que l'opération de translation (LOWRANCE, GARVEY et STRAT, 2008) est utilisée pour transférer de manière répétitive la part de croyance d'un cadre à un autre, via *compatibility mapping* jusqu'au cadre en question. Par la relation de compatibilité  $\Theta_{X \times Y}$ , il est possible de définir le *compatibility mapping*  $C_{\Theta_X \mapsto \Theta_Y}$  pour traduire des propositions relatives à  $\Theta_X$  aux propositions d'intérêt relatives à  $\Theta_Y$ . Ainsi, si une proposition  $x_k$  est vraie, alors la proposition  $C_{\Theta_X \mapsto \Theta_Y}(x_k)$  est également vraie, d'où

$$C_{\Theta_X \mapsto \Theta_Y} : 2^{\Theta_X} \mapsto 2^{\Theta_Y}, \quad (5.15)$$

avec

$$C_{\Theta_X \mapsto \Theta_Y}(x_k) = \{y_j | (C_{\Theta_X \mapsto \Theta_Y}) \in \Theta_{X \times Y}, x_i \in x_k\}. \quad (5.16)$$

Par la translation d'une masse  $m_1$  de  $\Theta_X$  d'un cadre  $\Theta_X$  à un cadre  $\Theta_Y$  via *compatibility mapping*, le calcul suivant est appliqué pour dériver la distribution de masse translatée  $m_2$  de  $\Theta_Y$ ,

$$m_2(y_j) = \sum_{C_{\Theta_X \rightarrow \Theta_Y}(x_i)=y_j} m_1(x_i). \quad (5.17)$$

### c) Opérateur de fusion

Puisque davantage d'événements façonnent l'état général des conditions de trafic, une combinaison d'éléments de preuve est potentiellement utile. Dans la théorie des fonctions de croyance, deux fonctions de masse indépendantes  $m_1$  et  $m_2$  peuvent être combinées en utilisant différentes lois de combinaison. La loi orthogonale ou la règle de combinaison de Dempster, notée  $\oplus$ , est utilisée pour trouver la conjonction des événements et les *bpa* associées. Une nouvelle fonction  $m$  est formée en combinant  $m_1$  et  $m_2$ , où  $m := m_{1 \oplus 2}$  comme suit,

$$\begin{aligned} \oplus : \mathcal{M}(\Omega) \times \mathcal{M}(\Omega) &\mapsto \mathcal{M}(\Omega) \\ (m_1, m_2) &\mapsto m_{1 \oplus 2} \\ \forall A \subseteq \Omega, A \neq \emptyset \quad m_{1 \oplus 2}(A) &= \frac{\sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C)}{\sum_{B \cap C \neq \emptyset} m_1(B)m_2(C)} \end{aligned} \quad (5.18)$$

## 5.4.2 Représentation des poids de décision

Conformément aux attitudes précédemment proposées de la fonction de valuation, des attitudes homologues pour les poids de décision  $\pi$  sont données ci-dessous.

Dans le cadre des fonctions de croyance, les fonctions de crédibilité et de plausibilité sont respectivement la distribution des degrés de croyance inférieurs et supérieurs d'une proposition d'intérêt. Ainsi, elles induisent des règles basées sur les attributions de masse pour diverses propositions.

La fonction de crédibilité, notée  $bel$ , définie sur  $2^\Omega$  telle que  $bel(\emptyset) = 0$  et  $bel(\Omega) = 1$  indique le degré de croyance auquel les évidences étayent  $A$ ,  $A \subseteq \Omega$ .  $\Omega$  est un cadre de discernement, alors la fonction de crédibilité est définie pour chaque  $A \in 2^\Omega$  comme suit,

$$bel\left(\bigcup_{i=1}^k A_i\right) \geq \sum_{I \subseteq \{1, \dots, k\}, I \neq \emptyset} (-1)^{|I|+1} bel\left(\bigcap_{i \in I} A_i\right). \quad (5.19)$$

La fonction de plausibilité, notée  $pl$ , sur  $2^\Omega$  telle que  $pl(\emptyset) = 0$  et  $pl(\Omega) = 1$  indique le degré de croyance auquel  $A$  demeure plausible.  $\Omega$  est un cadre de discernement, alors la fonction de plausibilité est définie par extension pour chaque  $A \in 2^\Omega$  comme suit,

$$pl\left(\bigcap_{i=1}^k A_i\right) \leq \sum_{I \subseteq \{1, \dots, k\}, I \neq \emptyset} (-1)^{|I|+1} pl\left(\bigcap_{i \in I} A_i\right). \quad (5.20)$$

Les attitudes à l'égard du temps de déplacement sont évaluées en termes de pertes et de gains. En CPT, les prospects incertains sont évalués en termes de *capacité de Choquet* qui est une fonction d'ensemble non additive qui généralise la notion de probabilité.

### a) Décisions optimiste et pessimiste

Les fonctions de crédibilité et de plausibilité sont respectivement les probabilités inférieure et supérieure, satisfaisant les propriétés de *k-monotonie* et de *k-alternating* pour chaque  $k \geq 2$ . En d'autres termes, les fonctions *bel* et *pl* sont des capacités normalisées puisqu'elles sont monotones par rapport à l'inclusion de l'ensemble (GRABISCH, 2016; COLETTI, PETTURITI et VANTAGGI, 2019). En utilisant ces propriétés, nous définissons un nouveau terme pour les poids de décision  $\pi_i$  pour les attitudes incertaines sur la base du cadre des fonctions de croyance comme suit,

$$\pi_i^- = bel \left( \bigcup_i^k A_i \right) - bel \left( \bigcup_{i+1}^k A_i \right), \quad 1 - m \leq i \leq 0 \quad (5.21)$$

$$\pi_i^+ = pl \left( \bigcap_i^k A_i \right) - pl \left( \bigcap_{i+1}^k A_i \right), \quad 0 \leq i \leq n - 1. \quad (5.22)$$

### b) Décision neutre

Une attitude normale ou approximative est un comportement neutre. Elle peut être considérée comme une attitude quasi-optimiste lorsque les prospects sont bayésiens. Comme mentionné précédemment, lorsque la capacité  $\zeta$  est additive, une mesure de probabilité est définie pour le prospect  $f = (x_i, A_i)$  pour la situation à risque.

En effet, différentes spécifications et estimations de la fonction de pondération  $w$  sont proposées dans la littérature qui généralisent la théorie de l'utilité espérée et réfutent ses principes de base. Le phénomène dominant en  $w(p)$  est la forme en S-inverse. Cette transformation non linéaire de l'échelle des probabilités surestime les petites probabilités et sous-estime les probabilités moyennes et élevées.  $p$  peut être considéré comme une probabilité subjective du degré de risque du trafic. Les trois fonctions paramétriques qui apparaissent dans la littérature sont données ci-dessous,

$$\left\{ \begin{array}{lll} \text{Power :} & w^-(p_i) = p_i^\gamma & w^+(p_i) = p_i^\delta & \gamma, \delta > 0 \\ \text{Prelec :} & w^-(p_i) = \exp(-\alpha(-\log p_i)^\gamma) & w^+(p_i) = \exp(-\beta(-\log p_i)^\delta) & \alpha, \beta, \gamma, \delta > 0 \\ \text{Quiggin :} & w^-(p_i) = \frac{p_i^\gamma}{(p_i^\gamma + (1-p_i)^\gamma)^{\frac{1}{\gamma}}} & w^+(p_i) = \frac{p_i^\delta}{(p_i^\delta + (1-p_i)^\delta)^{\frac{1}{\delta}}} & \gamma, \delta > 0.279 \end{array} \right.$$

Dans cette recherche, nous avons utilisé celle de Quiggin. La figure (5.4) montre la fonction de pondération  $w^+(p)$  en utilisant des valeurs de paramètres choisies arbitrairement, y compris le cas de la *théorie de l'utilité espérée* (UE), c'est-à-dire lorsque  $w(p) = p$ .

La probabilité pignistique permet de transformer une fonction de masse en une distribution de probabilité, notée  $betP(\cdot)$  et définie par,

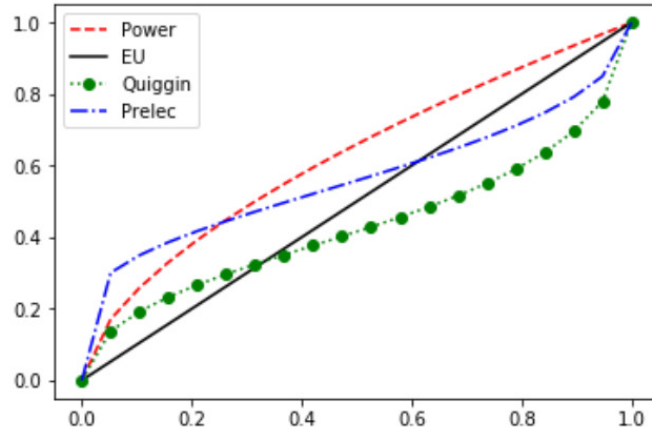


FIGURE 5.4 – Représentation graphique de la fonction de pondération  $w^+(p)$  avec  $\delta = 0.6$  et  $\beta = 0.7$ .

$$betP(\omega) = \sum_{A \neq \emptyset, A \subseteq \Omega, \omega \in A} \frac{m(A)}{|A|(1 - m(\emptyset))}, \quad \forall \omega \in \Omega. \quad (5.23)$$

Ainsi, nous définissons de la même manière la probabilité d'une attitude normale face au risque.

$$w^+(p_i) = w^+(p(A_i)) = w^+(betP(\omega)), \quad \forall \omega \in \Omega. \quad (5.24)$$

Dans ce cas, les poids de décisions sont donnés par,

$$\begin{aligned} \pi_n^+ &= w^+(betP(\omega_n)) \\ \pi_i^+ &= w^+(betP(\omega_i) + \dots + betP(\omega_n)) \end{aligned} \quad (5.25)$$

$$= -w^+(betP(\omega_{i+1}) + \dots + betP(\omega_n)), \quad 0 \leq i \leq n-1. \quad (5.26)$$

### 5.4.3 Principaux résultats

Nous récapitulons les principaux résultats comme suit. Un prospect  $f_l$  pour une alternative  $l$  qui reflète le modèle de choix de la politique du parcours pour une voiture autonome est alors,

$$V(f_l) = V(f_l^-) + V(f_l^+), \quad (5.27)$$

où

$$V(f_l^-) = \sum_{i=-m}^0 \pi_i^- v_A(x_i^*), \quad (5.28)$$

$$V(f_l^+) = \sum_{i=0}^n \pi_i^+ v_A(x_i^*). \quad (5.29)$$

où

$$\left\{ \begin{array}{ll} \pi_i^- & = \text{bel} \left( \bigcup_i^k A_i \right) - \text{bel} \left( \bigcup_{i+1}^k A_i \right) & \text{if } x_i^* = x_i^0 - \mu_{x_i}^{-1}(\phi_{pes}(x_i)) \\ \pi_i^+ & = w^+ (\text{betP}(\omega_i) + \dots + \text{betP}(\omega_n)) & \text{if } x_i^* = \psi_{app} - x_i^0 \\ & = -w^+ (\text{betP}(\omega_{i+1}) + \dots + \text{betP}(\omega_n)) & \\ \pi_i^+ & = \text{pl} \left( \bigcap_i^k A_i \right) - \text{pl} \left( \bigcap_{i+1}^k A_i \right) & \text{if } x_i^* = x_i^0 - \mu_{x_i}^{-1}(\phi_{opt}(x_i)) \end{array} \right.$$

## 5.5 Conclusion

Nous avons montré que l'incertitude joue un rôle crucial dans le comportement de choix des itinéraires puisque des attitudes sont impliquées dans le processus de décision. Les voitures autonomes ne manifestent pas de comportements psychologiques vis-à-vis le risque et l'incertitude dans la planification des itinéraires. Dans ce chapitre, un cadre de référence complet est proposé pour guider les voitures autonomes dans l'accomplissement des préférences partielles des passagers. Des plans sont actuellement mis en place pour tester le modèle avec des *dataset* réel et comme validation des résultats.

# Conclusion Générale

Au cours de cette thèse, nous avons montré qu'il y a un intérêt grandissant pour les systèmes intelligents, plus particulièrement pour les systèmes de transport intelligents, ce qui ressort clairement de l'ampleur des recherches initiées pour faire circuler un véhicule entièrement autonome. On s'attend à ce que le véhicule soit orienté vers le meilleur itinéraire possible en évitant tout encombrement susceptible de surgir à l'avenir. On peut tout aussi bien s'attendre à ce que toutes les informations concernant l'itinéraire soient données à l'avance au conducteur, y compris des suggestions pour faire le plein de carburant ou éventuellement acheter quelque chose en route. En outre, on peut s'attendre à ce que le véhicule exécute toutes manœuvres de stationnement, de sortie de parking, de dépassement, de conduite dans une file de véhicules, de conduite dans des situations de congestion, etc.

Ainsi, nous nous sommes intéressés dans ce travail de recherche au problème de raisonnement sous incertitude pour la compréhension du contexte, en nous focalisant sur la fusion des données dans les systèmes d'aide à la conduite. L'un des fils conducteurs de cette thèse est l'utilisation de la théorie de Dempster-Sahfer, ou théorie des fonctions de croyance. Cette théorie a la capacité de représenter de nombreux types d'informations imparfaites qui ne sont pas correctement traitées par les probabilités classiques. Elle peut donc mieux représenter l'incertitude imputable à un petit ensemble de données.

Après avoir exposé certaines techniques de fusion de données et leurs applications dans les systèmes de transport intelligents, nous avons mis l'accent sur le raisonnement sous incertitude dans la hiérarchie de l'information contextuelle. Ce qui a résulté que la théorie des fonctions de croyance est particulièrement bien adaptée pour la construction d'un modèle d'information contextuelle pour un système d'aide à la conduite.

Nous avons ensuite abordé le raisonnement probatoire pour déduire le comportement de la conduite où l'environnement de conduite est en dynamique perpétuelle. La méthode que nous avons proposée, consiste en un réseau d'évidences, une représentation graphique des connaissances, structurée graphiquement de façon acyclique spécifique aux applications de systèmes d'aide à la conduite, en vue de la reconnaissance de l'activité améliorée. La solution permet d'augmenter la robustesse et la fiabilité des détections de l'activité en question. Un système multi-agents est développé pour simuler le cas d'étude. Les résultats obtenus sont encourageants et révèlent des règles d'apprentissage dérivées du comportement de conduite facilement exploitable par un système d'aide à la conduite.

En vue d'améliorer le modèle proposé en chapitre 4, nous avons considéré la complexité de l'opérateur de fusion des données de Dempster. Son avantage réside dans la normalisation de la fonction de masse générée. Dans cette ampleur, un algorithme massivement parallèle est conçu, s'inspirant donc de la technique de reproduction d'une bactérie unicellulaire. Deux implémentations algorithmiques ont

été envisagées, une CPU sous le framework Fork/Join et autre GPU sous la librairie Thrust CUDA. Les performances semblent très prometteuses en termes de scalabilité et d'accélération de calcul. Un rendu d'accélération maximale est enregistré pour  $\frac{k}{2}$  cadres de discernement saisis en entrée selon la loi d'Amdahl.

Nous avons finalement abordé le problème de choix d'itinéraire sous incertitude en vue d'application pour les véhicules autonomes. La méthode proposée combine en un seul cadre deux théories : une mathématique et une autre économique pour capturer des attitudes flexibles face au risque et à l'incertitude. L'intérêt potentiel de ce travail se situe dans la capacité d'accomplir des préférences partielles des usagers au moment de navigation.

De nombreux éléments introduits dans cette thèse mériteraient d'être approfondis. Nous en dressons une liste non exhaustive en distinguant ceux qui relèvent d'une démarche de recherche à court et à long terme.

A court terme, les données synthétiques se trouvent toujours à la tête des limitations de développement des modèles. Heureusement, avec l'apparition très récente d'une banque de données réelles soutenue par une jeune entreprise se lançant dans le développement des véhicules autonomes et des systèmes d'aide à la conduite, à laquelle nous sommes très reconnaissants. Nous avons déjà mis en place un plan pour tester et valider nos modèles proposés d'assistance à la conduite. Un autre point qui rime avec, suscite un investissement capital dans le développement des modèles avancés de calcul pour livrer des solutions à des fins commerciales.

A plus long terme, les perspectives demeurent abondantes. La multiplication de toutes les théories de l'incertain est une bonne chose en soi, car elle permet l'élaboration de nouvelles techniques et induit une confrontation fructueuse de points de vue différents. Il serait intéressant de postuler une autre alternative à la théorie des fonctions de croyance, en utilisant d'autres cadres comme la théorie « *rough sets* » qui se propose comme un cadre unifié pour traiter tout aspect d'imperfection de données. Nous avons le sentiment qu'à terme, l'ensemble de ces théories se simplifiera. Finalement, nous nous sommes persuadés que des liens existent entre *l'Intelligence Générale Artificielle* et les théories de l'incertitude et que la frontière ne sera plus dans un avenir proche si rigide qu'elle l'est actuellement.



## Annexe A

# Liste des publications

### A.1 Revue Internationales avec Comité de Lecture

- M. Benalla, B. Achchab, H. Hrimech. J. Gao. **Choice behavior under uncertainty : Emotional involvement in Artificial Intelligence**. International Journal of Approximate Reasoning (under review), I.F : 2.678.
- M. Benalla, B. Achchab, H. Hrimech. **Improving driver assistance in intelligent transportation systems, an agent-based evidential reasoning approach**. Journal of Advanced Transportation, 2020, I.F : 1.670.
- M. Benalla, B. Achchab, H. Hrimech. **On the computational complexity of Dempster's rule of combination, a parallel computing approach**. Journal of Computational Science, 2020 (to appear), I.F : 2.644.
- M. Benalla, B. Achchab, H. Hrimech. **A distributed intelligent system for emergency convoy**. International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence, 2016, I.F : 2.561.

### A.2 Conférences Internationales avec Actes

- M. Benalla, B. Achchab, H. Hrimech. **Smart mobility : data-fusion frameworks under uncertainty**. In : MENACIS2020, 3-4 December 2020 in Casablanca, Morocco.
- M. Benalla, B. Achchab, H. Hrimech. **A massively parallel algorithm for routing under uncertainty : application to self-driving cars**. In : 5<sup>th</sup> School on Belief Functions and their Applications (BELIEF2019), 27-31 October 2019 in Siena, Italy.
- M. Benalla, B. Achchab, H. Hrimech. **On the computational efficiency of Dempster's rule of combination**, In : International Conference on Research in Applied Mathematics and Computer Science, March 2019, Casablanca.

### A.3 Communications Nationales et Internationales sans Actes (sélection)

- M. Benalla, B. Achchab, H. Hrimech. **Microscopic modelling within Intelligent Transportation Systems**, In : The 6<sup>th</sup> edition of Ph.D. Student Day, April 2018, Settat.
- M. Benalla, B. Achchab, H. Hrimech. **Information and Communications Technologies, a proxy for Smart Cities**, In : The 2<sup>nd</sup> edition of Lab Engineering, Industrial Management and Innovation Symposium, May 2016, Settat.

- **M. Benalla**, B. Achchab, H. Hrimech. **A distributed intelligent system for emergency convoy** , In : International Conference on Advanced Technology, Services and Systems, December 2015, Settat..
- **M. Benalla**, B. Achchab, H. Hrimech. **Vers une nouvelle classification des Smart Cities**, In : The 3<sup>rd</sup> edition of Ph.D. Student Day, Jun 2015, Settat.

# Bibliographie

- ALSINET, Teresa et al. (2008). « Formalizing argumentative reasoning in a possibilistic logic programming setting with fuzzy unification ». In : *International Journal of Approximate Reasoning* 48.3. Special Section on Choquet Integration in honor of Gustave Choquet (1915–2006) and Special Section on Nonmonotonic and Uncertain Reasoning, p. 711 -729. ISSN : 0888-613X. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2007.07.004>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888613X07000977>.
- AMDAHL, Gene M. (1967). « Validity of the Single Processor Approach to Achieving Large Scale Computing Capabilities ». In : *Proceedings of the April 18-20, 1967, Spring Joint Computer Conference*. AFIPS '67 (Spring). New York, NY, USA : ACM, p. 483-485. DOI : [10.1145/1465482.1465560](https://doi.org/10.1145/1465482.1465560). URL : <http://doi.acm.org/10.1145/1465482.1465560>.
- AMGOUD, Leila et Henri PRADE (2004). « Reaching Agreement Through Argumentation : A Possibilistic Approach ». In : *Proceedings of the Ninth International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning*. KR'04. Whistler, British Columbia, Canada : AAAI Press, p. 175-182. ISBN : 1-57735-199-1. URL : <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=3029848.3029872>.
- ANDRILUKA, M., S. ROTH et B. SCHIELE (2008). « People-tracking-by-detection and people-detection-by-tracking ». In : *2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, p. 1-8. DOI : [10.1109/CVPR.2008.4587583](https://doi.org/10.1109/CVPR.2008.4587583).
- ANDRZEJ, Tarko et Roupail NAGUI (1993). « Travel time data fusion in advance ». In : *Pacific Rim TransTech Conference (1993 : Seattle, Wash.)*. *Proceedings Pacific Rim TransTech Conference. Vol. 1*. American Society of Civil Engineers, New York, p. 36-42.
- APPRIOU, A. (1991). « Probabilités et incertitude en fusion de données multisenseurs. » In : *Revue Scientifique et Technique de la Défense* 11, p. 27-40.
- APPRIOU, A. (1993). « Formulation et traitement de l'incertain en analyse multisenseurs. » In : *GRETSI*. Juan-les-Pins, France, p. 951-954.
- APPRIOU, A. (1999). « Multisensor signal processing in the framework of the theory of evidence. » In : *NATO/RTA, SCI Lecture Series 216 on Application of Mathematical Signal Processing Techniques to Mission Systems*. T. 7. RTO EN, p. 5-31.
- APPRIOU, A. (2002). « Décision et Reconnaissance des formes en signal, chapitre Discrimination multisignal par la théorie de l'évidence. » In : *Hermes Science Publication*, p. 219-258.
- APPRIOU, Alain (2001). « Situation assessment based on spatially ambiguous multisensor measurements ». In : *International Journal of Intelligent Systems* 16.10, p. 1135-1166. DOI : [10.1002/int.1053](https://doi.org/10.1002/int.1053). eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/int.1053>. URL : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/int.1053>.
- AYOUN, André et Philippe SMETS (2001). « Data association in multi-target detection using the transferable belief model ». In : *International Journal of Intelligent Systems* 16.10, p. 1167-1182. DOI : [10.1002/int.1054](https://doi.org/10.1002/int.1054). eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/int.1054>.

- wiley.com/doi/pdf/10.1002/int.1054. URL : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/int.1054>.
- AZIM, A. et O. AYCARD (2012). « Detection, classification and tracking of moving objects in a 3D environment ». In : *2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, p. 802-807. DOI : [10.1109/IVS.2012.6232303](https://doi.org/10.1109/IVS.2012.6232303).
- BAIG, Q. et al. (2011). « Fusion between laser and stereo vision data for moving objects tracking in intersection like scenario ». In : *2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, p. 362-367. DOI : [10.1109/IVS.2011.5940576](https://doi.org/10.1109/IVS.2011.5940576).
- BARNETT, Jeffrey A. (1981). « Computational methods for a mathematical theory of evidence ». In : *Proceedings of the Seventh International Conference on Artificial Intelligence*. Los Atlos, California, USA, p. 868-875.
- BASIR, O., F. KARRAY et Hongwei ZHU (2005). « Connectionist-based Dempster-Shafer Evidential Reasoning for Data Fusion ». In : *Trans. Neur. Netw.* 16.6, p. 1513-1530. ISSN : 1045-9227. DOI : [10.1109/TNN.2005.853337](https://doi.org/10.1109/TNN.2005.853337). URL : <http://dx.doi.org/10.1109/TNN.2005.853337>.
- BASTIÈRE, Annie (1998). « Methods for multisensor classification of airborne targets integrating evidence theory ». In : *Aerospace Science and Technology* 2.6, p. 401 -411. ISSN : 1270-9638. DOI : [https://doi.org/10.1016/S1270-9638\(99\)80028-5](https://doi.org/10.1016/S1270-9638(99)80028-5). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1270963899800285>.
- BENALLA, M., B. ACHCHAB et H. HRIMECH (2020). « Improving Driver Assistance in Intelligent Transportation Systems : An Agent-Based Evidential Reasoning Approach ». In : *Journal of Advanced Transportation* 2020. ISSN : 0197-6729. DOI : <https://doi.org/10.1155/2020/4607858>.
- BENAVOLI, A. et al. (2007). « An approach to threat assessment based on evidential networks ». In : *2007 10th International Conference on Information Fusion*, p. 1-8. DOI : [10.1109/ICIF.2007.4408020](https://doi.org/10.1109/ICIF.2007.4408020).
- BENFERHAT, S. et al. (1999). « A practical approach to revising prioritized knowledge bases ». In : *1999 Third International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information Engineering Systems. Proceedings (Cat. No.99TH8410)*, p. 170-173. DOI : [10.1109/KES.1999.820146](https://doi.org/10.1109/KES.1999.820146).
- BENFERHAT, Salem et al. (2008). « Modeling positive and negative information in possibility theory ». In : *International Journal of Intelligent Systems* 23.10, p. 1094-1118. DOI : [10.1002/int.20308](https://doi.org/10.1002/int.20308). eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/int.20308>. URL : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/int.20308>.
- BERG, Bernd A (2004). *Markov Chain Monte Carlo Simulations and Their Statistical Analysis*. WORLD SCIENTIFIC. DOI : [10.1142/5602](https://doi.org/10.1142/5602). eprint : <https://www.worldscientific.com/doi/pdf/10.1142/5602>. URL : <https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/5602>.
- BERTOZZI, M. et al. (2008). « Obstacle detection and classification fusing radar and vision ». In : *2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, p. 608-613. DOI : [10.1109/IVS.2008.4621304](https://doi.org/10.1109/IVS.2008.4621304).
- BIRR, Krystian, Kazimierz JAMROZ et Wojciech KUSTRA (2014). « Travel Time of Public Transport Vehicles Estimation ». In : *Transportation Research Procedia* 3. 17th Meeting of the EURO Working Group on Transportation, EWGT2014, 2-4 July 2014, Sevilla, Spain, p. 359 -365. ISSN : 2352-1465. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2014.10.016>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352146514001793>.
- BLOCH, I. (1996). « Incertitude, imprécision et additivité en fusion de données : point de vue historique. » In : *Traitement du Signal* 13.4, p. 267-288.

- BLUMOFFE, Robert D. et Dionisios PAPADOPOULOS (1998). *Hood : A User-Level Threads Library for Multiprogrammed Multiprocessors*. Rapp. tech.
- BORGELT, C., J. GEBHARDT et R. KRUSE (2000). « Possibilistic Graphical Models ». In : *Computational Intelligence in Data Mining*. Sous la dir. de Giacomo DELLA RICCIA, Rudolf KRUSE et Hanz-J. LENZ. Vienna : Springer Vienna, p. 51-67. ISBN : 978-3-7091-2588-5.
- BOROTSCHNIG, H., L. PALETTA et A. PINZ (1999). « A Comparison of Probabilistic, Possibilistic and Evidence Theoretic Fusion Schemes for Active Object Recognition ». In : *Computing* 62.4, p. 293-319. ISSN : 0010-485X. URL : <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2589884.2589905>.
- BOSC, Patric et Henri PRADE (1997). « An Introduction to the Fuzzy Set and Possibility Theory-Based Treatment of Flexible Queries and Uncertain or Imprecise Databases ». In : *Uncertainty Management in Information Systems : From Needs to Solutions*. Sous la dir. d'Amihai MOTRO et Philippe SMETS. Boston, MA : Springer US, p. 285-324. ISBN : 978-1-4615-6245-0. DOI : 10.1007/978-1-4615-6245-0\_10. URL : [https://doi.org/10.1007/978-1-4615-6245-0\\_10](https://doi.org/10.1007/978-1-4615-6245-0_10).
- BOVERIE, Serge et al. (2002). « Online diagnosis of engine Dyno test benches : A possibilistic approach ». In : *15th Eur Conf on Artificial Intelligence, Lyon*. Amsterdam : IOS Press, p. 658-662.
- BRACIO, B. R., W. HORN et D. P. F. MOLLER (1997). « Sensor fusion in biomedical systems ». In : *Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 'Magnificent Milestones and Emerging Opportunities in Medical Engineering'* (Cat. No.97CH36136). T. 3, 1387-1390 vol.3. DOI : 10.1109/IEMBS.1997.756639.
- C, Byun S et al. (1999). « traffic incident detection using evidential reasoning based data fusion ». In : *PROCEEDINGS OF 6TH WORLD CONGRESS ON INTELLIGENT TRANSPORT SYSTEMS (ITS)*. Toronto, Canada.
- C., Shi et al. (2017). « Heterogeneous Data Fusion Method to Estimate Travel Time Distributions in Congested Road Networks ». In : *Sensors (Basel, Switzerland)* 17(12). 17th Meeting of the EURO Working Group on Transportation, EWGT2014, 2-4 July 2014, Sevilla, Spain, p. 2822. DOI : 10.3390/s17122822.
- CAYRAC, D., D. DUBOIS et H. PRADE (1996). « Handling uncertainty with possibility theory and fuzzy sets in a satellite fault diagnosis application ». In : *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 4.3, p. 251-269. ISSN : 1941-0034. DOI : 10.1109/91.531769.
- CHAVEZ-GARCIA, R. O., T. VU et O. AYCARD (2014). « Fusion at detection level for frontal object perception ». In : *2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings*, p. 1225-1230. DOI : 10.1109/IVS.2014.6856555.
- CHAVEZ-GARCIA, R. O. et al. (2012). « Frontal object perception using radar and mono-vision ». In : *2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, p. 159-164. DOI : 10.1109/IVS.2012.6232307.
- CHAVEZ-GARCIA, R. O. et al. (2013). « Fusion framework for moving-object classification ». In : *Proceedings of the 16th International Conference on Information Fusion*, p. 1159-1166.
- CHEN, Anthony et al. (2007). « Network-based Accessibility Measures for Vulnerability Analysis of Degradable Transportation Networks ». In : *Networks and Spatial Economics* 7.3, p. 241-256. ISSN : 1572-9427. DOI : 10.1007/s11067-006-9012-5. URL : <https://doi.org/10.1007/s11067-006-9012-5>.
- CHEN, Bi Yu et al. (2013). « Finding Reliable Shortest Paths in Road Networks Under Uncertainty ». In : *Networks and Spatial Economics* 13.2, p. 123-148. ISSN : 1572-9427. DOI : 10.1007/s11067-012-9175-1. URL : <https://doi.org/10.1007/s11067-012-9175-1>.

- CHEN, Y., M. G. H. BELL et K. BOGENBERGER (2007). « Reliable Pretrip Multipath Planning and Dynamic Adaptation for a Centralized Road Navigation System ». In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 8.1, p. 14-20. ISSN : 1558-0016. DOI : [10.1109/TITS.2006.889437](https://doi.org/10.1109/TITS.2006.889437).
- CHIEN, An-Chun, Norbert S. HILL et Petra Anne LEVIN (2012). « Cell Size Control in Bacteria ». In : *Current Biology* 22.9, R340 -R349. ISSN : 0960-9822. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.cub.2012.02.032>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960982212001832>.
- CHOI, K. Y. et Y. CHUNG (2001). « Travel time estimation algorithm using GPS probe and loop detector data fusion ». In : *Proceedings of the 80th TRB Annual Meeting (CD-Rom)*. 01-0374. Washington, DC, Transportation Research Board.
- CHOI, Keechoo et YounShik CHUNG (2002). « A Data Fusion Algorithm for Estimating Link Travel Time ». In : *Journal of Intelligent Transportation Systems* 7.3-4, p. 235-260. DOI : [10.1080/714040818](https://doi.org/10.1080/714040818). eprint : <https://doi.org/10.1080/714040818>. URL : <https://doi.org/10.1080/714040818>.
- CHOQUET, Gustave (1954). « Theory of capacities ». en. In : *Annales de l'Institut Fourier* 5, p. 131-295. DOI : [10.5802/aif.53](https://doi.org/10.5802/aif.53). URL : [http://www.numdam.org/item/AIF\\_1954\\_\\_5\\_\\_131\\_0](http://www.numdam.org/item/AIF_1954__5__131_0).
- CHUNG, K-L (2000). *A course in probability theory*. Academic press. ISBN : 978-0121741518.
- CIVERA, J., A. J. DAVISON et J. M. M. MONTIEL (2008). « Interacting multiple model monocular SLAM ». In : *2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, p. 3704-3709.
- COHEN, L. Jonathan (1977). *The Probable and the Provable*. 1st. Oxford University Press. ISBN : 9780198244127.
- COLETTI, Giulianella, Davide PETTURITI et Barbara VANTAGGI (2019). « Models for pessimistic or optimistic decisions under different uncertain scenarios ». In : *International Journal of Approximate Reasoning* 105, p. 305 -326. ISSN : 0888-613X. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2018.12.005>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888613X18304559>.
- CÔME, E. (2009). « Apprentissage de modèles génératif pour le diagnostic de systèmes complexes avec labellisation douce et contraintes spatiales. » Thèse de doct. Université de Technologie de Compiègne.
- CREMER, M. (1983). « Determining the Time-Dependent Trip Distribution in a Complex Intersection for Traffic Responsive Control ». In : *IFAC Proceedings Volumes* 16.4. 4th IFAC/IFIP/IFORS Conference on Control in Transportation Systems , Baden-Baden, FRG, 20-22 April 1983, p. 141 -147. ISSN : 1474-6670. DOI : [https://doi.org/10.1016/S1474-6670\(17\)62555-2](https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)62555-2). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474667017625552>.
- CRISAN, D. et A. DOUCET (2002). « A survey of convergence results on particle filtering methods for practitioners ». In : *IEEE Transactions on Signal Processing* 50.3, p. 736-746. ISSN : 1941-0476. DOI : [10.1109/78.984773](https://doi.org/10.1109/78.984773).
- DALLMEYER, Jorg et al. (2015). « Don't Go With the Ant Flow : Ant-Inspired Traffic Routing in Urban Environments ». In : *Journal of Intelligent Transportation Systems* 19.1, p. 78-88. DOI : [10.1080/15472450.2014.941758](https://doi.org/10.1080/15472450.2014.941758). eprint : <https://doi.org/10.1080/15472450.2014.941758>. URL : <https://doi.org/10.1080/15472450.2014.941758>.
- DASARATHY, B.V. (1994). *Decision Fusion*. IEEE Computer Society Press, Los Alamitos CA.
- DAVID B. KIRK, Wen-mei W. Hwu (2013). *Programming massively parallel processors, a hands-on approach*. Morgan Kaufmann, Elsevier Inc. ISBN : 978-0-12-415992-1.



- DEMPSTER, A. P. (1967a). « Upper and Lower Probabilities Induced by a Multivalued Mapping ». In : *The Annals of Mathematical Statistics* 38.2, p. 325-339. ISSN : 00034851. URL : <http://www.jstor.org/stable/2239146>.
- (1967b). « Upper and Lower Probabilities Induced by a Multivalued Mapping ». In : *The Annals of Mathematical Statistics* 38.2, p. 325-339. ISSN : 00034851. URL : <http://www.jstor.org/stable/2239146>.
- DENOEU, T. (1995). « A k-nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory ». In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 25.5, p. 804-813. ISSN : 0018-9472. DOI : [10.1109/21.376493](https://doi.org/10.1109/21.376493).
- DENOEU, T. (1997a). « Application du modèle des croyances transférables en reconnaissance de formes. » In : *Traitement du Signal* 14.5, p. 443-451.
- DENOEU, T. (2000). « A neural network classifier based on Dempster-Shafer theory ». In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A : Systems and Humans* 30.2, p. 131-150. ISSN : 1083-4427. DOI : [10.1109/3468.833094](https://doi.org/10.1109/3468.833094).
- DENOEU, Thierry (1997b). « Analysis of evidence-theoretic decision rules for pattern classification ». In : *Pattern Recognition* 30.7, p. 1095 -1107. ISSN : 0031-3203. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(96\)00137-9](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(96)00137-9). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320396001379>.
- DENOEU, Thierry (2008). « Conjunctive and disjunctive combination of belief functions induced by nondistinct bodies of evidence ». In : *Artificial Intelligence* 172.2, p. 234 -264. ISSN : 0004-3702. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.artint.2007.05.008>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0004370207001063>.
- (2019a). « Decision-making with belief functions : A review ». In : *International Journal of Approximate Reasoning* 109, p. 87 -110. ISSN : 0888-613X. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2019.03.009>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888613X1830505X>.
- (2019b). « Decision-making with belief functions : A review ». In : *International Journal of Approximate Reasoning* 109, p. 87 -110. ISSN : 0888-613X. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2019.03.009>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888613X1830505X>.
- (2019c). « Logistic regression, neural networks and Dempster-Shafer theory : A new perspective ». In : *Knowledge-Based Systems* 176, p. 54 -67. ISSN : 0950-7051. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2019.03.030>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705119301558>.
- DENOEU, Thierry, Didier DUBOIS et Henri PRADE (2019). « Representations of uncertainty in artificial intelligence : beyond probability and possibility ». In : *Marquis, P., Papini, O., Prade, H. (eds.) A Guided Tour of Artificial Intelligence Research, Chap. 4. Springer.*
- DEVLIN, Keith (2005). « Confronting context effects in intelligence analysis : How can mathematics help? » In :
- DICKMANN, Ernst Dieter (2007). *Dynamic Vision for Perception and Control of Motion*. Springer-Verlag London. ISBN : 978-1-84996-633-7. DOI : <https://doi.org/10.1007/978-1-84628-638-4>.
- DIDIER, Dubois et Prade HENRI (2008). « A Set-Theoretic View of Belief Functions ». In : *Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions*. Sous la dir. d'Yager Roland R. et Liu LIPING. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 375-410. ISBN : 978-3-540-44792-4. DOI : [10.1007/978-3-540-44792-4\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-540-44792-4_14). URL : [https://doi.org/10.1007/978-3-540-44792-4\\_14](https://doi.org/10.1007/978-3-540-44792-4_14).

- DOLLAR, P. et al. (2012). « Pedestrian Detection : An Evaluation of the State of the Art ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 34.4, p. 743-761. ISSN : 1939-3539.
- DONGLIANG HUANG et HENRY LEUNG (2004). « EM-IMM based land-vehicle navigation with GPS/INS ». In : *Proceedings. The 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (IEEE Cat. No.04TH8749)*, p. 624-629. DOI : [10.1109/ITSC.2004.1398973](https://doi.org/10.1109/ITSC.2004.1398973).
- DOUCET, Aranud, Nando de FREITAS et Neil GORDON (2001). *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. Springer, New York, NY. ISBN : 978-1-4419-2887-0.
- DUBOIS, D., E. HULLERMEIER et H. PRADE (2002). « Fuzzy Set-based Methods in Instance-based Reasoning ». In : *Trans. Fuz Sys.* 10.3, p. 322-332. ISSN : 1063-6706. DOI : [10.1109/TFUZZ.2002.1006435](https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2002.1006435). URL : <http://dx.doi.org/10.1109/TFUZZ.2002.1006435>.
- DUBOIS, D. et H. PRADE (1982). « On several representations of an uncertain body of evidence. » In : *M.M. Gupta and E. Sanchez (Eds), Fuzzy Information and Decision Processes*. North Holland, p. 167-181.
- (1994). « Possibility theory and data fusion in poorly informed environments ». In : *Control Engineering Practice* 2.5, p. 811 -823. ISSN : 0967-0661. DOI : [https://doi.org/10.1016/0967-0661\(94\)90346-8](https://doi.org/10.1016/0967-0661(94)90346-8). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0967066194903468>.
- DUBOIS, D. et H. PRADE (2000). « Possibility theory in information fusion ». In : *Proceedings of the Third International Conference on Information Fusion*. T. 1, PS6-P19 vol.1. DOI : [10.1109/IFIC.2000.862412](https://doi.org/10.1109/IFIC.2000.862412).
- DUBOIS, Didier et Henri PRADE (1986). « On the unicity of dempster rule of combination ». In : *International Journal of Intelligent Systems* 1.2, p. 133-142. DOI : [10.1002/int.4550010204](https://doi.org/10.1002/int.4550010204). eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/int.4550010204>. URL : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/int.4550010204>.
- (1988). *Possibility Theory : An approach to computerized processing of uncertainty*. 1st. Springer US. ISBN : 978-1-4684-5289-1.
- (1992). « When upper probabilities are possibility measures ». In : *Fuzzy Sets and Systems* 49.1, p. 65 -74. ISSN : 0165-0114. DOI : [https://doi.org/10.1016/0165-0114\(92\)90110-P](https://doi.org/10.1016/0165-0114(92)90110-P). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/016501149290110P>.
- (2010). « Formal Representations of Uncertainty ». In : *Decision-making Process*. John Wiley et Sons, Ltd. Chap. 3, p. 85-156. ISBN : 9780470611876. DOI : [10.1002/9780470611876.ch3](https://doi.org/10.1002/9780470611876.ch3). eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/9780470611876.ch3>. URL : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/9780470611876.ch3>.
- DURRANT-WHYTE, Hugh et Thomas C. HENDERSON (2008). « Multisensor Data Fusion ». In : *Springer Handbook of Robotics*. Sous la dir. de Bruno SICILIANO et Ousama KHATIB. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 585-610. ISBN : 978-3-540-30301-5. DOI : [10.1007/978-3-540-30301-5\\_26](https://doi.org/10.1007/978-3-540-30301-5_26). URL : [https://doi.org/10.1007/978-3-540-30301-5\\_26](https://doi.org/10.1007/978-3-540-30301-5_26).
- E, Thomas N (1998). « Multi-state and multi-sensor incident detection systems for arterial streets ». In : *Transportation Research Part C : Emerging Technologies* 6C.5, p. 337-57. ISSN : 0968-090X. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/journal/0968090X>.



- EL-SHEIMY, N., K. CHIANG et A. NOURELDIN (2006). « The Utilization of Artificial Neural Networks for Multisensor System Integration in Navigation and Positioning Instruments ». In : *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 55.5, p. 1606-1615. ISSN : 1557-9662. DOI : [10.1109/TIM.2006.881033](https://doi.org/10.1109/TIM.2006.881033).
- ELOUEDI, Z., K. MELLOULI et P. SMETS (2004). « Assessing sensor reliability for multisensor data fusion within the transferable belief model ». In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* 34.1, p. 782-787. ISSN : 1083-4419. DOI : [10.1109/TSMCB.2003.817056](https://doi.org/10.1109/TSMCB.2003.817056).
- EMAMI, Azadeh, Majid SARVI et Saeed ASADI BAGLOEE (2019). « Using Kalman filter algorithm for short-term traffic flow prediction in a connected vehicle environment ». In : *Journal of Modern Transportation* 27.3, p. 222-232. ISSN : 2196-0577. DOI : [10.1007/s40534-019-0193-2](https://doi.org/10.1007/s40534-019-0193-2). URL : <https://doi.org/10.1007/s40534-019-0193-2>.
- ESCAMILLA-AMBROSIO, P. J. et N. MORT (2003). « Hybrid Kalman filter-fuzzy logic adaptive multisensor data fusion architectures ». In : *42nd IEEE International Conference on Decision and Control (IEEE Cat. No.03CH37475)*. T. 5, 5215-5220 Vol.5. DOI : [10.1109/CDC.2003.1272465](https://doi.org/10.1109/CDC.2003.1272465).
- FABRE, S., A. APPRIOU et X. BRIOTTET (2001). « Presentation and description of two classification methods using data fusion based on sensor management ». In : *Information Fusion* 2.1, p. 49 -71. ISSN : 1566-2535. DOI : [https://doi.org/10.1016/S1566-2535\(00\)00018-X](https://doi.org/10.1016/S1566-2535(00)00018-X). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S156625350000018X>.
- FAOUZI, N.-E. El (1997). « Heterogeneous Data Source Fusion for Impedance Indicators ». In : *IFAC Proceedings Volumes* 30.8. 8th IFAC/IFIP/IFORS Symposium on Transportation Systems 1997 (TS '97), Chania, Greece, 16-18 June, p. 1307 -1312. ISSN : 1474-6670. DOI : [https://doi.org/10.1016/S1474-6670\(17\)44002-X](https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)44002-X). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S147466701744002X>.
- (2000a). « Data fusion : concepts and methods ». In : *Monograph : INRETS*.
- (2000b). « Data fusion : concepts and methods ». In : *Recherche Transports Sécurité* 68, p. 15-30.
- FAOUZI, N.-E. El et E. LEFEVRE (2006). « Classifiers and distance-based evidential fusion for road travel time estimation ». In : *Multisensor, Multisource Information Fusion : Architectures, Algorithms, and Applications 2006*. Sous la dir. de Belur V. DASARATHY. T. 6242. International Society for Optics et Photonics. SPIE, p. 92 -107. DOI : [10.1117/12.666745](https://doi.org/10.1117/12.666745). URL : <https://doi.org/10.1117/12.666745>.
- FAOUZI, Nour-Eddin El et Lawrence A. KLEIN (2016). « Data Fusion for ITS : Techniques and Research Needs ». In : *Transportation Research Procedia* 15. International Symposium on Enhancing Highway Performance (ISEHP), June 14-16, 2016, Berlin, p. 495 -512. ISSN : 2352-1465. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.06.042>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352146516305749>.
- FAOUZI, Nour Eddin El, Henry LEUNG et Ajeesh KURIAN (2011a). « Data fusion in intelligent transportation systems : Progress and challenges, a survey ». In : *Information Fusion* 12.1, p. 4 -10.
- (2011b). « Data fusion in intelligent transportation systems : Progress and challenges, a survey ». In : *Information Fusion* 12.1, p. 4 -10.
- FLOREA, M.C. et al. (2007). *Fusion of Imperfect Information in the Unified Framework of Random Sets Theory : Application to Target Identification*. AD-a475 342. defence research et development canada valcartier (quebec). URL : <https://books.google.co.ma/books?id=oKCRAQAACAAJ>.

- FRIEDRICH, Bernhard et al. (2003). « Data Fusion Techniques for Adaptive Traffic Signal Control ». In : *IFAC Proceedings Volumes 36.14*. 10th IFAC Symposium on Control in Transportation Systems 2003, Tokyo, Japan, 4-6 August 2003, p. 61 -66. ISSN : 1474-6670. DOI : [https://doi.org/10.1016/S1474-6670\(17\)32396-0](https://doi.org/10.1016/S1474-6670(17)32396-0). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1474667017323960>.
- FRIGO, Matteo, Charles E. LEISERSON et Keith H. RANDALL (1998). « The Implementation of the Cilk-5 Multithreaded Language ». In : *Proceedings of the ACM SIGPLAN 1998 Conference on Programming Language Design and Implementation*. PLDI '98. Montreal, Quebec, Canada : ACM, p. 212-223. ISBN : 0-89791-987-4. DOI : [10.1145/277650.277725](https://doi.org/10.1145/277650.277725). URL : <http://doi.acm.org/10.1145/277650.277725>.
- GAO, Song, Emma FREJINGER et Moshe BEN-AKIVA (2010). « Adaptive route choices in risky traffic networks : A prospect theory approach ». In : *Transportation Research Part C : Emerging Technologies 18.5*. Applications of Advanced Technologies in Transportation : Selected papers from the 10th AATT Conference, p. 727 -740. ISSN : 0968-090X. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.trc.2009.08.001>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X09000941>.
- GARCIA, F. et al. (2012). « Data fusion for overtaking vehicle detection based on radar and optical flow ». In : *2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, p. 494-499. DOI : [10.1109/IVS.2012.6232199](https://doi.org/10.1109/IVS.2012.6232199).
- GARCIA, R. et al. (2008). « High level sensor data fusion for automotive applications using occupancy grids ». In : *2008 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision*, p. 530-535. DOI : [10.1109/ICARCV.2008.4795574](https://doi.org/10.1109/ICARCV.2008.4795574).
- GARCIA, Ricardo Omar Chavez (2014). « Multiple sensor fusion for detection, classification and tracking of moving objects in driving environments. » Thèse de doct. Université de Grenoble.
- GARVEY, Thomas D., John D. LOWRANCE et Martin A. FISCHLER (1981). « An Inference Technique for Integrating Knowledge from Disparate Sources ». In : *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 1*. IJCAI'81. San Francisco, CA, USA : Morgan Kaufmann Publishers Inc., p. 319-325. URL : <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1623156.1623216>.
- GETTMAN, Douglas et al. (2016). In : Tech Report. Chap. Integrating Emerging Data Sources into Operational Practice : State of the Practice Review. URL : <https://rosap.ntl.bts.gov/view/dot/35143>.
- GIACINTO, G., R. PAOLUCCI et F. ROLI (1997). « Application of neural networks and statistical pattern recognition algorithms to earthquake risk evaluation ». In : *Pattern Recognition Letters 18.11*, p. 1353 -1362. ISSN : 0167-8655. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0167-8655\(97\)00088-3](https://doi.org/10.1016/S0167-8655(97)00088-3). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865597000883>.
- GIDEL, S. et al. (2009). « Non-parametric laser and video data fusion : Application to pedestrian detection in urban environment ». In : *2009 12th International Conference on Information Fusion*, p. 626-632.
- GIFFINGER, Rudolf et Haindlmaier GUDRUN (2010). « Smart Cities Ranking : an effective instrument for the positioning of cities ». In : *ACE : Architecture, City and Environment*, p. 7-25. ISSN : 1886-4805.
- GLENN, Shafer et Prakash P. ans Mellouli Khaled SHENOY (1988). « Propagation in belief functions : A distributed approach ». In : *Uncertainty in Artificial Intelligence 2*. Sous la dir. de L.N. KANAL et J.F. LEMMER. North Holland. ISBN : 9781483296531.
- GOODMAN, I. R., Ronald P. MAHLER et Hung T. NGUYEN (1997). *Mathematics of Data Fusion*. Norwell, MA, USA : Kluwer Academic Publishers. ISBN : 0792346742.
- GORDON, Jean et Edward H. SHORTLIFFE (1985). « A method for managing evidential reasoning in a hierarchical hypothesis space ». In : *Artificial Intelligence*

- 26.3, p. 323 -357. ISSN : 0004-3702. DOI : [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(85\)90064-5](https://doi.org/10.1016/0004-3702(85)90064-5). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0004370285900645>.
- GRABISCH, Michel (2016). *Set functions, games and capacities in decision making*. Springer, Cham. ISBN : 978-3-319-30690-2.
- GRUYER, D. (1999). « Etude du traitement de données imparfaites pour le suivi multi-objets : Application aux situations routières ». Thèse de doct. Université de Technologie de Compiègne.
- GRZYMALA-BUSSE, Jerzy W. (1991). *Managing Uncertainty in Expert Systems*. 1st. Norwell, MA, USA : Kluwer Academic Publishers. ISBN : 0792391691.
- HALL, D. L. et J. LLINAS (1997). « An introduction to multisensor data fusion ». In : *Proceedings of the IEEE* 85.1, p. 6-23. ISSN : 0018-9219. DOI : [10.1109/5.554205](https://doi.org/10.1109/5.554205).
- HARRISON, P. J. et C. F. STEVENS (1971). « A Bayesian Approach to Short-term Forecasting ». In : *Journal of the Operational Research Society* 22.4, p. 341-362. DOI : [10.1057/jors.1971.78](https://doi.org/10.1057/jors.1971.78). eprint : <https://doi.org/10.1057/jors.1971.78>. URL : <https://doi.org/10.1057/jors.1971.78>.
- HEGARAT-MASCLE, S. Le, I. BLOCH et D. VIDAL-MADJAR (1998). « Introduction of neighborhood information in evidence theory and application to data fusion of radar and optical images with partial cloud cover ». In : *Pattern Recognition* 31.11, p. 1811 -1823. ISSN : 0031-3203. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(98\)00051-X](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(98)00051-X). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S003132039800051X>.
- HENN, Vincent et Michele OTTOMANELLI (2006). « Handling uncertainty in route choice models : From probabilistic to possibilistic approaches ». In : *European Journal of Operational Research* 175.3, p. 1526 -1538. ISSN : 0377-2217. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.02.026>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221705002213>.
- HONG, Xin et al. (2009). « Evidential fusion of sensor data for activity recognition in smart homes ». In : *Pervasive and Mobile Computing* 5.3, p. 236 -252.
- HOUBRAKEN, Maarten et al. (2017). « Automated Incident Detection Using Real-Time Floating Car Data ». In : *Journal of Advanced Transportation*, p. 13. ISSN : 0197-6729. URL : <https://doi.org/10.1155/2017/8241545>.
- HULLERMEIER, E., D. DUBOIS et H. PRADE (2002). « Model adaptation in possibilistic instance-based reasoning ». In : *IEEE Transactions on Fuzzy Systems* 10.3, p. 333-339. ISSN : 1941-0034. DOI : [10.1109/TFUZZ.2002.1006436](https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2002.1006436).
- II, Martin Liggins, David HALL et James LLINAS (2008). *Handbook of Multisensor Data Fusion : Theory and Practice, Second Edition*. CRC Press. ISBN : 9781420053081.
- IQBAL, Zafar et Majid Iqbal KHAN (2018). « Automatic incident detection in smart city using multiple traffic flow parameters via V2X communication ». In : *International Journal of Distributed Sensor Networks* 14.11, p. 1550147718815845. DOI : [10.1177/1550147718815845](https://doi.org/10.1177/1550147718815845). eprint : <https://doi.org/10.1177/1550147718815845>. URL : <https://doi.org/10.1177/1550147718815845>.
- IVAN, John N (1997). « Neural network representations for arterial street incident detection data fusion ». In : *Transportation Research Part C : Emerging Technologies* 5.3, p. 245 -254. ISSN : 0968-090X. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0968-090X\(97\)00018-1](https://doi.org/10.1016/S0968-090X(97)00018-1). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X97000181>.
- JANEZ, F. (1997). *Rappels sur la théorie de l'évidence*. Rapp. tech. Note technique ONERA.
- JANEZ, F. et A. APPRIOU (1996). « Théorie de l'Evidence et cadres de discernement non exhaustifs. » In : *Traitement du Signal* 13.3, p. 237-250.

- JANEZ, Fabrice et Alain APPRIOU (1998). « Theory of evidence and non-exhaustive frames of discernment : Plausibilities correction methods ». In : *International Journal of Approximate Reasoning* 18.1, p. 1 -19. ISSN : 0888-613X. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0888-613X\(97\)10001-9](https://doi.org/10.1016/S0888-613X(97)10001-9). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888613X97100019>.
- JENELIUS, Erik et Haris N. KOUTSOPOULOS (2018). « Urban Network Travel Time Prediction Based on a Probabilistic Principal Component Analysis Model of Probe Data ». In : *Trans. Intell. Transport. Sys.* 19.2, p. 436-445. ISSN : 1524-9050. DOI : [10.1109/TITS.2017.2703652](https://doi.org/10.1109/TITS.2017.2703652). URL : <https://doi.org/10.1109/TITS.2017.2703652>.
- JIANCHENG, Weng, Zhao XIAOJUAN et Rong JIAN (2011). « D-S Theory Data Fusion Based Automatic Incident Detection Algorithm for Expressway ». In : *18th ITS World Congress*. Orlando, US.
- JR, F.E. White (1990). « Joint directors of laboratories data fusion ». In : *subpanel report : SIGINT session, Joint Service Data Fusion Symposium I*, p. 469-484.
- JULIER, S. J. et J. K. UHLMANN (2004). « Unscented filtering and nonlinear estimation ». In : *Proceedings of the IEEE* 92.3, p. 401-422. ISSN : 1558-2256. DOI : [10.1109/JPROC.2003.823141](https://doi.org/10.1109/JPROC.2003.823141).
- JULIER, Simon J. et Jeffrey K. UHLMANN (1997). « New extension of the Kalman filter to nonlinear systems ». In : *Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VI*. Sous la dir. d'Ivan KADAR. T. 3068. International Society for Optics et Photonics. SPIE, p. 182 -193. DOI : [10.1117/12.280797](https://doi.org/10.1117/12.280797). URL : <https://doi.org/10.1117/12.280797>.
- KALA, Rahul (2016). « 4 - Advanced Driver Assistance Systems ». In : *On-Road Intelligent Vehicles*. Sous la dir. de Rahul KALA. Butterworth-Heinemann, p. 59 -82. ISBN : 978-0-12-803729-4. DOI : <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803729-4.00004-0>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128037294000040>.
- KASHI, Seyed Omid Mousavizadeh et Meisam AKBARZADEH (2019). « A framework for short-term traffic flow forecasting using the combination of wavelet transformation and artificial neural networks ». In : *Journal of Intelligent Transportation Systems* 23.1, p. 60-71. DOI : [10.1080/15472450.2018.1493929](https://doi.org/10.1080/15472450.2018.1493929). eprint : <https://doi.org/10.1080/15472450.2018.1493929>. URL : <https://doi.org/10.1080/15472450.2018.1493929>.
- KEEVER, DB, M SHIMIZU et J SEPLOW (2003). *Data fusion for delivering advanced traveller information services*. Rapp. tech. US DoT et ITS joint program, p. 247-254.
- KENNES, R. (1992). « Computational aspects of the Mobius transformation of graphs ». In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 22.2, p. 201-223. ISSN : 0018-9472. DOI : [10.1109/21.148425](https://doi.org/10.1109/21.148425).
- KHALEGHI, Bahador et al. (2013). « Multisensor data fusion : A review of the state-of-the-art ». In : *Information Fusion* 14.1, p. 28 -44. ISSN : 1566-2535. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2011.08.001>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253511000558>.
- KLAWONN, F. et E. SCHWECHE (1992). « On the axiomatic justification of Dempster's rule of combination ». In : *International Journal of Intelligent Systems* 7.5, p. 469-478. DOI : [10.1002/int.4550070506](https://doi.org/10.1002/int.4550070506). eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/int.4550070506>. URL : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/int.4550070506>.
- KLEIN, Lawrence A (2000). « Dempster-Shafer data fusion at the traffic management center ». In : *79th Annual Meeting Transportation Research Board*. Washington D.C.
- KLEIN, Lawrence A. (2011). *Sensor and Data fusion : A tool for information assessment and decision making*. SPIE Press. ISBN : 978-0819483287.



- KLEIN, Lawrence A. (2019). *Sensor and Data Fusion for intelligent transportation systems*. SPIE Press. ISBN : 9781510627642.
- KOKAR, Mieczyslaw M., Jerzy A. TOMASIK et Jerzy WEYMAN (2004). « Formalizing classes of information fusion systems ». In : *Information Fusion* 5.3, p. 189 -202. ISSN : 1566-2535. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2003.11.001>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253503000939>.
- KUMEDA, B. et al. (2019). « Classification of Road Traffic Accident Data Using Machine Learning Algorithms ». In : *2019 IEEE 11th International Conference on Communication Software and Networks (ICCSN)*, p. 682-687. DOI : [10.1109/ICCSN.2019.8905362](https://doi.org/10.1109/ICCSN.2019.8905362).
- LEA, Doug (2000). « A Java Fork/Join Framework ». In : *Proceedings of the ACM 2000 Conference on Java Grande*. JAVA '00. San Francisco, California, USA : ACM, p. 36-43. ISBN : 1-58113-288-3. DOI : [10.1145/337449.337465](https://doi.org/10.1145/337449.337465). URL : <http://doi.acm.org/10.1145/337449.337465>.
- LEONHARDT, V. et G. WANIELIK (2017). « Neural network for lane change prediction assessing driving situation, driver behavior and vehicle movement ». In : *2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, p. 1-6.
- LEUNG, Yee, Rongrong LI et Nannan JI (2017). « Application of extended Dempster-Shafer theory of evidence in accident probability estimation for dangerous goods transportation ». In : *Journal of Geographical Systems* 19.3, p. 249-271.
- LI, W. et H. LEUNG (2003). « Constrained unscented Kalman filter based fusion of GPS/INS/digital map for vehicle localization ». In : *Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*. T. 2, 1362-1367 vol.2. DOI : [10.1109/ITSC.2003.1252706](https://doi.org/10.1109/ITSC.2003.1252706).
- LI, Zhi-Chun, Hai-Jun HUANG et William H.K. LAM (2012). « Modelling heterogeneous drivers' responses to route guidance and parking information systems in stochastic and time-dependent networks ». In : *Transportmetrica* 8.2, p. 105-129. DOI : [10.1080/18128600903568570](https://doi.org/10.1080/18128600903568570). eprint : <https://doi.org/10.1080/18128600903568570>. URL : <https://doi.org/10.1080/18128600903568570>.
- LLINAS, J. et al. (2004). *Revisiting the JDL Data Fusion Model II*. Defense Technical Information Center. URL : <https://books.google.co.ma/books?id=GIWnAQAAAJ>.
- LOWENTHAL, David K., Vincent W. FREEHH et Gregory R. ANDREWS (1998). « Efficient support for fine-grain parallelism on shared-memory machines ». In : *Concurrency : Practice and Experience* 10.3, p. 157-173. ISSN : 1096-9128. DOI : [10.1002/\(SICI\)1096-9128\(199803\)10:3<157::AID-CPE293>3.0.CO;2-X](https://doi.org/10.1002/(SICI)1096-9128(199803)10:3<157::AID-CPE293>3.0.CO;2-X). URL : [http://dx.doi.org/10.1002/\(SICI\)1096-9128\(199803\)10:3<157::AID-CPE293>3.0.CO;2-X](http://dx.doi.org/10.1002/(SICI)1096-9128(199803)10:3<157::AID-CPE293>3.0.CO;2-X).
- LOWRANCE, John D, Thomas D. GARVEY et Thomas M. STRAT (2008). « A Framework for Evidential-Reasoning Systems ». In : *Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions*. Springer Berlin Heidelberg, p. 419-434.
- LYNCH, N. A. (1996). *Distributed algorithms*. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, USA.
- MAHLER, R. P. S. (2004). « "Statistics 101" for multisensor, multitarget data fusion ». In : *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine* 19.1, p. 53-64. ISSN : 1557-959X. DOI : [10.1109/MAES.2004.1263231](https://doi.org/10.1109/MAES.2004.1263231).
- MAHLER, Ronald P. S. (2007). *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*. Norwood, MA, USA : Artech House, Inc. ISBN : 1596930926, 9781596930926.
- MANDLER, Eberhard et Jürgen SCHÜMANN (1988). « Combining the Classification Results of Independent Classifiers Based on the Dempster/Shافر Theory of Evidence ». In : *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*. Sous la dir. d'Edzard S.

- GELSEMA et Laveen N. KANAL. T. 7. Machine Intelligence and Pattern Recognition. North-Holland, p. 381 -393. DOI : <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-87137-4.50032-1>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780444871374500321>.
- MARTI, Enrique David et al. (2012). « Context-aided sensor fusion for enhanced urban navigation ». In : *Sensors* 12, p. 16802-37. ISSN : 1424-8220. DOI : [10.3390/s121216802](https://doi.org/10.3390/s121216802).
- MARTIN, Arnaud (2005). *La fusion d'informations*. Polycopié de cours ENSIETA-Réf. 1484.
- MARTÍN, D. et al. (2014). « IVVI 2.0 : An intelligent vehicle based on computational perception ». In : *Expert Systems with Applications* 41.17, p. 7927 -7944. ISSN : 0957-4174. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.07.002>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417414003947>.
- MCCLEAN, Sally et Bryan SCOTNEY (1997). « Using evidence theory for the integration of distributed databases ». In : *International Journal of Intelligent Systems* 12.10, p. 763-776.
- MELLOULI, Khaled, Glenn SHAFER et Prakash P. SHENOY (1987). « Qualitative Markov networks ». In : *Uncertainty in Knowledge-Based Systems : International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems Paris, France, June 30 – July 4, 1986 Selected and Extended Contributions*. Sous la dir. de B. BOUCHON et R. R. YAGER. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 67-74. ISBN : 978-3-540-48020-4. DOI : [10.1007/3-540-18579-8\\_5](https://doi.org/10.1007/3-540-18579-8_5). URL : [https://doi.org/10.1007/3-540-18579-8\\_5](https://doi.org/10.1007/3-540-18579-8_5).
- MENDEL, Jerry M. (2017). *Uncertain Rule-Based Fuzzy Systems*. 2nd. Springer Cham. ISBN : 978-3-319-51369-0.
- MERCIER, D. (2006). « Fusion d'informations pour la reconnaissance automatique d'adresses postales dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance. » Thèse de doct. Université de Technologie de Compiègne.
- MERCIER, David, Benjamin QUOST et Thierry DENŒUX (2005). « Contextual Discounting of Belief Functions ». In : *Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty*. Sous la dir. de Lluís GODO. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 552-562. ISBN : 978-3-540-31888-0.
- MERCIER, David, Benjamin QUOST et Thierry DENŒUX (2008). « Refined modeling of sensor reliability in the belief function framework using contextual discounting ». In : *Information Fusion* 9.2, p. 246 -258. ISSN : 1566-2535. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2006.08.001>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253506000698>.
- MONTEMERLO, Michael et al. (2006). « Winning the DARPA Grand Challenge with an AI Robot ». In : *Proceedings of the 21st National Conference on Artificial Intelligence - Volume 1. AAAI'06*. Boston, Massachusetts : AAAI Press, 982-987. ISBN : 9781577352815.
- MURPHY, R. R. (1998). « Dempster-Shafer theory for sensor fusion in autonomous mobile robots ». In : *IEEE Transactions on Robotics and Automation* 14.2, p. 197-206. ISSN : 1042-296X. DOI : [10.1109/70.681240](https://doi.org/10.1109/70.681240).
- NIE, Yu (Marco) et Xing WU (2009). « Shortest path problem considering on-time arrival probability ». In : *Transportation Research Part B : Methodological* 43.6, p. 597 -613. ISSN : 0191-2615. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.trb.2009.01.008>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0191261509000174>.
- NOUR-EDDIN EL FAOUZI Lawrence Klein R, Olivier De Mouzon (2009). « Improving Travel Time Estimates from Inductive Loop and Toll Collection Data with Dempster-Shafer Data Fusion ». In : *Transportation Research Record : Journal of the*

- Transportation Research Board* 2129, p. 73 -80. DOI : <https://doi.org/10.3141/2129-09>.
- OKUTANI, Iwao et Yorgos J. STEPHANEDES (1984). « Dynamic prediction of traffic volume through Kalman filtering theory ». In : *Transportation Research Part B : Methodological* 18.1, p. 1 -11. ISSN : 0191-2615. DOI : [https://doi.org/10.1016/0191-2615\(84\)90002-X](https://doi.org/10.1016/0191-2615(84)90002-X). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/019126158490002X>.
- ORPONEN, Pekka (1990). « Dempster's rule of combination is #P-complete ». In : *Artificial Intelligence* 44.1, p. 245 -253. ISSN : 0004-3702. DOI : [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(90\)90103-7](https://doi.org/10.1016/0004-3702(90)90103-7). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0004370290901037>.
- PAWLAK, Zdzislaw (1992). *Rough Sets : Theoretical Aspects of Reasoning About Data*. Norwell, MA, USA : Kluwer Academic Publishers. ISBN : 0792314727.
- PHILIPPE, Smets (1995). « The Canonical Decomposition of a Weighted Belief ». In : *Proceedings of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence - Volume 2*. IJCAI 95. Montreal, Quebec, Canada : Morgan Kaufmann Publishers Inc., p. 1896-1901. ISBN : 1-55860-363-8. URL : <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1643031.1643143>.
- PRADE, Henri et Mathieu SERRURIER (2008). « Bipolar version space learning ». In : *International Journal of Intelligent Systems* 23.10, p. 1135-1152. DOI : [10.1002/int.20310](https://doi.org/10.1002/int.20310). eprint : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/int.20310>. URL : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/int.20310>.
- PROVAN, Gregory M. (1990). « A logic-based analysis of Dempster-Shafer theory ». In : *International Journal of Approximate Reasoning* 4.5, p. 451 -495. ISSN : 0888-613X. DOI : [https://doi.org/10.1016/0888-613X\(90\)90016-U](https://doi.org/10.1016/0888-613X(90)90016-U). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0888613X9090016U>.
- QUOST, B. (2006). « Combinaison de classifieurs binaires dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance. » Thèse de doct. Université de Technologie de Compiègne.
- RASSAFI, A. A., Seyedreza Seyedalizadeh GANJI et H. POURKHANI (2017). « Road safety assessment under uncertainty using a Multi Attribute Decision Analysis based on Dempster-Shafer theory ». In : *KSCE Journal of Civil Engineering*.
- RISTIC, B. et P. SMETS (2005). « Target identification using belief functions and implication rules ». In : *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* 41.3, p. 1097-1103. ISSN : 0018-9251. DOI : [10.1109/TAES.2005.1541455](https://doi.org/10.1109/TAES.2005.1541455).
- RISTIC, Branko et Philippe SMETS (2004). « Recursive Classification of Multiple Objects Using Discordant and Non-Specific Data ». In :
- ROGOVA, Galina (1994). « Combining the results of several neural network classifiers ». In : *Neural Networks* 7.5, p. 777 -781. ISSN : 0893-6080. DOI : [https://doi.org/10.1016/0893-6080\(94\)90099-X](https://doi.org/10.1016/0893-6080(94)90099-X). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/089360809490099X>.
- ROTTENSTEINER, Franz et al. (2005). « Using the Dempster-Shafer method for the fusion of LIDAR data and multi-spectral images for building detection ». In : *Information Fusion* 6.4, p. 283 -300.
- ROYÈRE, C. (2002). « Théorie de l'évidence en détection d'obstacles ». Thèse de doct. Université de Technologie de Compiègne.
- SAMET, A. (2014). « Théorie des fonctions de croyance : application des outils de data mining pour le traitement de données imparfaites. » Thèse de doct. Université de Technologie de Compiègne.

- SANDERS, Jason et Edward KANDROT (2011). *CUDA by example, an introduction to general-purpose GPU programming*. Pearson Education, Inc. ISBN : 978-0-13-138768-3.
- SAU, Jacques et al. « Particle filter-based real-time estimation and prediction of traffic conditions ». In : *Recent Advances in Stochastic Modeling and Data Analysis*, p. 406-413. DOI : [10.1142/9789812709691\\_0049](https://doi.org/10.1142/9789812709691_0049). eprint : [https://www.worldscientific.com/doi/pdf/10.1142/9789812709691\\_0049](https://www.worldscientific.com/doi/pdf/10.1142/9789812709691_0049). URL : [https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/9789812709691\\_0049](https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/9789812709691_0049).
- SAVAGE, Leonard J. (1972). *The Foundations of Statistics*. Dover Publications Inc. ISBN : 978-0486623498.
- SENTZ, K. et S. FERSON (2002). *Combination of evidence in Dempster-Shafer Theory*. Rapp. tech. SANDIA Tech. Report, SAND2002-0835.
- SERRURIER, Mathieu et Henri PRADE (2007). « Introducing possibilistic logic in ILP for dealing with exceptions ». In : *Artificial Intelligence* 171.16, p. 939 -950. ISSN : 0004-3702. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.artint.2007.04.016>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0004370207000914>.
- SHAFER, Glenn (1976a). *A mathematical theory of evidence*. Princeton University Press. ISBN : 9780691100425.
- (1976b). *A mathematical theory of evidence*. Princeton University Press. ISBN : 9780691100425.
- (1976c). *A mathematical theory of evidence*. Princeton University Press. ISBN : 9780691100425.
- SHAFER, Glenn et Roger LOGAN (1987). « Implementing Dempster's rule for hierarchical evidence ». In : *Artificial Intelligence* 33.3, p. 271 -298. ISSN : 0004-3702. DOI : [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(87\)90040-3](https://doi.org/10.1016/0004-3702(87)90040-3). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0004370287900403>.
- SHAFER, Glenn, Prakash P. SHENOY et Khaled MELLOULI (1987). « Propagating belief functions in qualitative Markov trees ». In : *International Journal of Approximate Reasoning* 1.4, p. 349 -400. ISSN : 0888-613X. DOI : [https://doi.org/10.1016/0888-613X\(87\)90024-7](https://doi.org/10.1016/0888-613X(87)90024-7). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0888613X87900247>.
- SHAFIEI, M., M. NAZEMI et S. SEYEDABRISHAMI (2015). « Estimating time-dependent origin–destination demand from traffic counts : extended gradient method ». In : *Transportation Letters* 7.4, p. 210-218. DOI : [10.1179/1942787514Y.0000000048](https://doi.org/10.1179/1942787514Y.0000000048). eprint : <https://doi.org/10.1179/1942787514Y.0000000048>. URL : <https://doi.org/10.1179/1942787514Y.0000000048>.
- SHENOY, Prakash. P. (1997). « Binary Join Trees for Computing Marginals in the Shenoy-Shafer Architecture ». In : *International Journal of Approximate Reasoning*, p. 239-263.
- SHENOY, Prakash P. et Glenn SHAFER (2008). « Axioms for Probability and Belief-Function Propagation ». In : *Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions*. Sous la dir. de Roland R. YAGER et Liping LIU. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 499-528. ISBN : 978-3-540-44792-4. DOI : [10.1007/978-3-540-44792-4\\_20](https://doi.org/10.1007/978-3-540-44792-4_20).
- SHERIDAN, F. K. J. (1991). « A survey of techniques for inference under uncertainty ». In : *Artificial Intelligence Review* 5.1, p. 89-119. ISSN : 1573-7462. DOI : [10.1007/BF00129537](https://doi.org/10.1007/BF00129537). URL : <https://doi.org/10.1007/BF00129537>.
- SIPSER, Michael (1996). *Introduction to the Theory of Computation*. 1st. International Thomson Publishing. ISBN : 053494728X.
- SMETS, P. (1990). « The combination of evidence in the transferable belief model ». In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 12.5, p. 447-458. ISSN : 0162-8828. DOI : [10.1109/34.55104](https://doi.org/10.1109/34.55104).



- SMETS, Philippe (1981). « The degree of belief in a fuzzy event ». In : *Information Sciences* 25.1, p. 1 -19. ISSN : 0020-0255. DOI : [https://doi.org/10.1016/0020-0255\(81\)90008-6](https://doi.org/10.1016/0020-0255(81)90008-6). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0020025581900086>.
- (1988). *Non Standard Logics for Automated Reasoning*. U.K Academic press. ISBN : 9780126495201.
- (1993). « Belief functions : The disjunctive rule of combination and the generalized Bayesian theorem ». In : *International Journal of Approximate Reasoning* 9.1, p. 1 -35. ISSN : 0888-613X. DOI : [https://doi.org/10.1016/0888-613X\(93\)90005-X](https://doi.org/10.1016/0888-613X(93)90005-X). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0888613X9390005X>.
- (1997). « Imperfect Information : Imprecision and Uncertainty ». In : *Uncertainty Management in Information Systems : From Needs to Solutions*. Sous la dir. d'Amihai MOTRO et Philippe SMETS. Boston, MA : Springer US, p. 225-254. ISBN : 978-1-4615-6245-0. DOI : 10.1007/978-1-4615-6245-0\_8. URL : [https://doi.org/10.1007/978-1-4615-6245-0\\_8](https://doi.org/10.1007/978-1-4615-6245-0_8).
- (2002). « The application of the matrix calculus to belief functions ». In : *International Journal of Approximate Reasoning* 31.1, p. 1 -30. ISSN : 0888-613X. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0888-613X\(02\)00066-X](https://doi.org/10.1016/S0888-613X(02)00066-X). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888613X0200066X>.
- (2005). « Belief functions on real numbers ». In : *International Journal of Approximate Reasoning* 40.3, p. 181 -223. ISSN : 0888-613X. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2005.04.001>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888613X0500023X>.
- (2007). « Analyzing the combination of conflicting belief functions ». In : *Information Fusion* 8.4, p. 387 -412. ISSN : 1566-2535. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2006.04.003>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253506000467>.
- SMETS, Philippe et Robert KENNES (1994). « The transferable belief model ». In : *Artificial Intelligence* 66.2, p. 191 -234. ISSN : 0004-3702. DOI : [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(94\)90026-4](https://doi.org/10.1016/0004-3702(94)90026-4). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0004370294900264>.
- SNIDARO, Lauro et al. (2016). « Context-Enhanced Information Fusion, Boosting Real-World Performance with Domain Knowledge ». In : Springer, Cham, p. 695. ISBN : 978-3-319-28969-4.
- SOHN, So Young et Sung Ho LEE (2003a). « Data fusion, ensemble and clustering to improve the classification accuracy for the severity of road traffic accidents in Korea ». In : *Safety Science* 41.1, p. 1 -14. ISSN : 0925-7535. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0925-7535\(01\)00032-7](https://doi.org/10.1016/S0925-7535(01)00032-7). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925753501000327>.
- (2003b). « Data fusion, ensemble and clustering to improve the classification accuracy for the severity of road traffic accidents in Korea ». In : *Safety Science* 41.1, p. 1 -14.
- STEINBERG, Alan N., Christopher L. BOWMAN et Franklin E. WHITE (1999). « Revisions to the JDL data fusion model ». In : *Sensor Fusion : Architectures, Algorithms, and Applications III*. Sous la dir. de Belur V. DASARATHY. T. 3719. International Society for Optics et Photonics. SPIE, p. 430 -441. DOI : 10.1117/12.341367. URL : <https://doi.org/10.1117/12.341367>.
- STOLFI, Daniel H. et Enrique ALBA (2014). « Red Swarm : Reducing travel times in smart cities by using bio-inspired algorithms ». In : *Applied Soft Computing* 24, p. 181 -195. ISSN : 1568-4946. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.07.014>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494614003457>.

- STONE, Lawrence D., Thomas L. CORWIN et Carl A. BARLOW (1999). *Bayesian Multiple Target Tracking*. 1st. Norwood, MA, USA : Artech House, Inc. ISBN : 1580530249.
- SUMNER, R. (1991). « Data fusion in pathfinder and TravTek ». In : *Vehicle Navigation and Information Systems Conference, 1991*. T. 2, p. 71-75. DOI : [10.1109/VNIS.1991.205749](https://doi.org/10.1109/VNIS.1991.205749).
- SUSAN, McKeever et al. (2009). « Using Dempster-Shafer Theory of Evidence for Situation Inference ». In : *Smart Sensing and Context*. Sous la dir. de Payam BARNAGHI et al. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 149-162.
- TAURA, Kenjiro, Kunio TABATA et Akinori YONEZAWA (1999). « StackThreads/MP : Integrating Futures into Calling Standards ». In : *Proceedings of the Seventh ACM SIGPLAN Symposium on Principles and Practice of Parallel Programming*. PPOPP '99. Atlanta, Georgia, USA : ACM, p. 60-71. ISBN : 1-58113-100-3. DOI : [10.1145/301104.301110](https://doi.org/10.1145/301104.301110). URL : <http://doi.acm.org/10.1145/301104.301110>.
- TEL, Gerard (2000). *Introduction to Distributed Algorithms 2nd Edition*. Cambridge university press. ISBN : 978-0521794831.
- TESSEM, B. (1993). « Approximations for efficient computation in the theory of evidence ». In : *Artificial Intelligence* 61.2, p. 315 -329. ISSN : 0004-3702. DOI : [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(93\)90072-J](https://doi.org/10.1016/0004-3702(93)90072-J). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/000437029390072J>.
- TONG, Zheng, Philippe XU et Thierry DENGÈUX (2019). « ConvNet and Dempster-Shafer Theory for Object Recognition ». In : *Scalable Uncertainty Management*. Sous la dir. de Nahla BEN AMOR, Benjamin QUOST et Martin THEOBALD. Cham : Springer International Publishing, p. 368-381. ISBN : 978-3-030-35514-2.
- TUPIN, F. (1997). « Reconnaissance des formes et analyse de scène en imagerie radar à ouverture synthétique ». Thèse de doct. Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications.
- TVERSKY, Amos et Daniel KAHNEMAN (1992). « Advances in prospect theory : Cumulative representation of uncertainty ». In : *Journal of Risk and Uncertainty* 5.4, p. 297-323. ISSN : 1573-0476. DOI : [10.1007/BF00122574](https://doi.org/10.1007/BF00122574). URL : <https://doi.org/10.1007/BF00122574>.
- VASSEUR, P. et al. (1999). « Perceptual organization approach based on Dempster-Shafer theory ». In : *Pattern Recognition* 32.8, p. 1449 -1462. ISSN : 0031-3203. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(98\)00172-1](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(98)00172-1). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320398001721>.
- VOORBRAAK, Frans (1989). « A Computationally Efficient Approximation of Dempster-Shafer Theory ». In : *Int. J. Man-Mach. Stud.* 30.5, p. 525-536. ISSN : 0020-7373. DOI : [10.1016/S0020-7373\(89\)80032-X](https://doi.org/10.1016/S0020-7373(89)80032-X). URL : [http://dx.doi.org/10.1016/S0020-7373\(89\)80032-X](http://dx.doi.org/10.1016/S0020-7373(89)80032-X).
- VYTHOULKAS, P. (1993). « Alternative approaches to short term traffic forecasting for use in driver information systems ». en. In : *Transportation and traffic theory* 12, p. 485-506. URL : <http://dx.doi.org/>.
- WALTZ, Edward (1990). *Multisensor Data Fusion*. Boston, USA : Artech House. ISBN : 9780890062777.
- WANG, Chieh-Chih et al. (2007). « Simultaneous Localization, Mapping and Moving Object Tracking ». In : *The International Journal of Robotics Research* 26.9, p. 889-916. DOI : [10.1177/0278364907081229](https://doi.org/10.1177/0278364907081229). eprint : <https://doi.org/10.1177/0278364907081229>. URL : <https://doi.org/10.1177/0278364907081229>.
- WANG, Yibing et Markos PAPAGEORGIOU (2005). « Real-time freeway traffic state estimation based on extended Kalman filter : a general approach ». In : *Transportation Research Part B : Methodological* 39.2, p. 141 -167. ISSN : 0191-2615. DOI : <https://doi.org/>

- [//doi.org/10.1016/j.trb.2004.03.003](http://doi.org/10.1016/j.trb.2004.03.003). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0191261504000438>.
- WELCH, Greg et Gary BISHOP (1995). *An Introduction to the Kalman Filter*. Rapp. tech. Chapel Hill, NC, USA.
- WILSON, D. H et C. ATKESON (2005). « Simultaneous Tracking and Activity Recognition (STAR) Using Many Anonymous, Binary Sensors ». In : *Pervasive Computing : Third International Conference, PERVASIVE 2005, Munich, Germany, May 8-13, 2005. Proceedings*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 62-79.
- WILSON, Nic (1991). « A Monte-Carlo Algorithm for Dempster-Shafer Belief ». In : *Proceedings of the Seventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. UAI'91. Los Angeles, CA : Morgan Kaufmann Publishers Inc., p. 414-417. ISBN : 1-55860-203-8. URL : <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2100662.2100717>.
- WOLKENHAUER, O. (1998). *Possibility theory with applications to data analysis*. UMIST Control Systems Centre series. Research Studies Press. ISBN : 9780863802294. URL : <https://books.google.co.ma/books?id=T9xQAAAAMAAJ>.
- WU, Xing et Yu (Marco) NIE (2011). « Modeling Heterogeneous Risk-Taking Behavior in Route Choice : A Stochastic Dominance Approach ». In : *Procedia - Social and Behavioral Sciences* 17. Papers selected for the 19th International Symposium on Transportation and Traffic Theory, p. 382 -404. ISSN : 1877-0428. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.04.523>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042811010822>.
- XU, L., A. KRZYZAK et C. Y. SUEN (1992). « Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition ». In : *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 22.3, p. 418-435. ISSN : 0018-9472. DOI : [10.1109/21.155943](https://doi.org/10.1109/21.155943).
- XU, Philippe et al. (2016). « Evidential calibration of binary SVM classifiers ». In : *International Journal of Approximate Reasoning* 72. BELIEF 2014 – Third International Conference on Belief Functions, p. 55 -70. ISSN : 0888-613X. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2015.05.002>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888613X15000651>.
- XU, Xiaobin et Chenglin WEN (2009). « Random sets : A unified framework for multi-source information fusion ». In : *Journal of Electronics (China)* 26.6, p. 723-730. ISSN : 1993-0615. DOI : [10.1007/s11767-009-0085-4](https://doi.org/10.1007/s11767-009-0085-4). URL : <https://doi.org/10.1007/s11767-009-0085-4>.
- YAGER, Ronald R. (1982). « Generalized probabilities of fuzzy events from fuzzy belief structures ». In : *Information Sciences* 28.1, p. 45 -62. ISSN : 0020-0255. DOI : [https://doi.org/10.1016/0020-0255\(82\)90031-7](https://doi.org/10.1016/0020-0255(82)90031-7). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0020025582900317>.
- (1988). « Non-monotonic compatibility relations in the theory of evidence ». In : *International Journal of Man-Machine Studies* 29.5, p. 517 -537.
- YAGER, Ronald R. et Dimitar P. FILEV (1994). *Essentials of Fuzzy Modeling and Control*. New York, NY, USA : Wiley-Interscience. ISBN : 0-474-01761-2.
- YAN, Lixin et al. (2017). « Driving Mode Decision Making for Intelligent Vehicles in Stressful Traffic Events ». In : *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board* 2625, p. 9-19. DOI : <https://doi.org/10.3141/2625-02>.
- YE, Juan, Simon DOBSON et Susan MCKEEVER (2012). « Situation identification techniques in pervasive computing : A review ». In : *Pervasive and Mobile Computing* 8.1, p. 36 -66. ISSN : 1574-1192. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2011.01.004>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1574119211000253>.

- YEN, John (2008). « Generalizing the Dempster–Shafer Theory to Fuzzy Sets ». In : *Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions*. Sous la dir. de Roland R. YAGER et Liping LIU. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 529-554. ISBN : 978-3-540-44792-4. DOI : [10.1007/978-3-540-44792-4\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-540-44792-4_21). URL : [https://doi.org/10.1007/978-3-540-44792-4\\_21](https://doi.org/10.1007/978-3-540-44792-4_21).
- YIFENG ZHOU, H. LEUNG et P. C. YIP (1997). « An exact maximum likelihood registration algorithm for data fusion ». In : *IEEE Transactions on Signal Processing* 45.6, p. 1560-1573. ISSN : 1941-0476. DOI : [10.1109/78.599998](https://doi.org/10.1109/78.599998).
- YIN, X., W. LIU et L. GUAN (2006). « Research on Automatic Incident Detection Algorithm Based on Fusion of Freeway Mainline Information and Toll Collection information ». In : *2006 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. T. 4, p. 2915-2919. DOI : [10.1109/ICSMC.2006.385317](https://doi.org/10.1109/ICSMC.2006.385317).
- ZADEH, L.A. (1965a). « Fuzzy sets ». In : *Information and Control* 8.3, p. 338 -353.
- (1965b). « Fuzzy sets ». In : *Information and Control* 8.3, p. 338 -353.
- (1999). « Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility ». In : *Fuzzy Sets and Systems* 100, p. 9 -34. ISSN : 0165-0114. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(99\)80004-9](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(99)80004-9). URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165011499800049>.
- ZHANG, Linjuan et al. (2013). « A multilevel information fusion approach for road congestion detection in VANETs ». In : *Mathematical and Computer Modelling* 58.5, p. 1206 -1221.
- ZHAO, G., X. XIAO et J. YUAN (2012). « Fusion of Velodyne and camera data for scene parsing ». In : *2012 15th International Conference on Information Fusion*, p. 1172-1179.
- ZHAO, Xiangmo et al. (2017). « A cooperative vehicle-infrastructure based urban driving environment perception method using a D-S theory-based credibility map ». In : *Optik - International Journal for Light and Electron Optics* 138, p. 407 -415.
- ZHOU, H. et O. BASIR (2006). « A novel fuzzy evidential reasoning paradigm for data fusion with applications in image processing ». In : *Soft Computing* 10.12, p. 1169-1180. ISSN : 1433-7479. DOI : [10.1007/s00500-005-0039-1](https://doi.org/10.1007/s00500-005-0039-1).