



Analyse et traitement possibiliste de signaux ultrasonores en vue d'assistance des non voyants

Sonda Ammar

► To cite this version:

Sonda Ammar. Analyse et traitement possibiliste de signaux ultrasonores en vue d'assistance des non voyants. Vision par ordinateur et reconnaissance de formes [cs.CV]. Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax (ENIS), 2014. Français. NNT: . tel-02873107

HAL Id: tel-02873107

<https://hal.science/tel-02873107>

Submitted on 18 Jun 2020

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

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



THESE

Présentée à

L'École Nationale d'Ingénieurs de Sfax

En vue de l'obtention du

DOCTORAT

Dans la discipline *Ingénierie des systèmes informatiques*

Par

Sonda AMMAR BOUHAMED

(Master Système de Traitement d'Information Multimédia (STIM))

Analyse et traitement possibiliste de signaux ultrasonores en vue d'assistance des non voyants

Soutenu le 4 Mars 2014 devant le jury composé de :

M.	Faiez GARGOURI , Professeur, ISIMS Sfax	Président
M.	Basel SOLAIMAN , Professeur, Télécom Bretagne	Rapporteur
Mme.	Ikram AMOUS BEN AMOR , Maître de conférences, ENET'COM Sfax	Rapporteur
M.	Mondher FRIKHA , Maître de conférences, ENET'COM, Sfax	Examineur
Mme.	Dorra SELLAMI MASMOUDI , Professeur, ENIS Sfax	Directeur de Thèse
Mme.	Imene KHANFIR KALLEL , Maître assistante, ISBS Sfax	Co-Encadrant

Dédicace

Je dédie ce travail

A ma mère Essia & mon père Abdellaziz pour leur patience et leurs considérables sacrifices pour que je parvienne à ce niveau,

A mon mari Najib et ma petite princesse Rouaa,

A ma belle mère Samia & mon beau père Taoufik pour leur énorme soutien et considérable aide pour que je puisse aboutir à mes objectifs,

A toute ma famille,

A tous ceux que je n'ai pas cités et qui ne me sont pas moins chers.

Remerciements

A notre président de thèse

Monsieur FAIEZ GARGOURI

Votre sérieux, votre compétence et votre sens du devoir nous ont énormément marqués. Veuillez trouver ici l'expression de notre respectueuse considération et notre profonde admiration pour toutes vos qualités scientifiques et humaines. Ce travail est pour nous l'occasion de vous témoigner notre profonde gratitude.

A notre rapporteur de thèse

Madame IKRAM AMOUS BEN AMOR

Un grand merci à Mme Ikram Amous pour avoir accepté de rapporter mon travail.

A notre rapporteur de thèse

Monsieur BASEL SOLAIMAN

Je tiens à remercier le professeur Basel Solaiman pour avoir accepté de rapporter mon travail. Je le remercie encore une fois pour m'avoir accueilli chaleureusement au sein du laboratoire ITI à Télécom de Bretagne dans le cadre d'un stage.

A notre examinateur de thèse

Monsieur MONDHER FRIKHA

Un grand merci à Mr Mondher Frikha pour avoir accepté de faire partie de mon jury de thèse et d'examiner mon travail.

A notre directeur de thèse

Madame DORRA SELLAMI MASMOUDI

Un remerciement particulier et sincère pour tous vos efforts fournis. Vous avez toujours été présente.

Que ce travail soit un témoignage de ma gratitude et mon profond respect.

A notre co-encadrant de thèse

Madame IMENE KHANFIR KALLEL

J'adresse de chaleureux remerciements à mon co-encadrant de thèse pour son attention de tout instant sur mes travaux, pour ses conseils avisés et son écoute qui ont été prépondérants pour la bonne réussite de cette thèse. Son énergie et sa confiance ont été des éléments moteurs pour moi. J'ai pris un grand plaisir à travailler avec elle.

Table des matières

Dédicace	3
Remerciements	5
Introduction générale	17
Avant propos	22
Glossaire	24
1 Introduction et positionnement de la thèse	26
1.1 Introduction	26
1.2 Contexte	27
1.2.1 La déficience visuelle	27
1.2.2 Interaction des non voyants avec leur environnement	27
1.2.3 L'importance du son chez la personne non voyante	28
1.3 Le cahier de charge du projet	28
1.3.1 Objectif du projet	28
1.3.1.1 La détection robuste des obstacles	29
1.3.1.2 La détermination de la proximité des obstacles par rapport à l'utilisateur	30
1.3.1.3 La reconnaissance des obstacles (formes, couleurs et dimensions)	30
1.3.1.4 Bloc de communication avec le non voyant	30
1.3.2 Etude du marché	30
1.3.2.1 La canne blanche traditionnelle	31
1.3.2.2 Le chien guide	31
1.3.2.3 La bande de guidage	32

1.3.2.4	Les aides électroniques	33
1.3.3	Étude des besoins des personnes à handicap visuel	38
1.3.4	Analyse et constatation	40
1.4	Réalisation d'un prototype de canne blanche électronique	43
1.4.1	Principales exigences du système de la canne	43
1.4.2	Choix des capteurs	45
1.4.3	Description globale du système de la canne	47
1.4.3.1	Type d'information en retour	47
1.4.3.2	Matériel et méthodes	49
1.4.3.3	Conception et réalisation de la canne	49
1.5	Situation et objectifs de la thèse par rapport au projet	54
1.5.1	La détection et la reconnaissance robuste de l'état du sol	55
1.5.2	La détermination de la proximité des escaliers par rapport à l'utilisateur	55
1.6	Conclusion	56
2	La théorie des possibilités	60
2.1	Introduction	60
2.2	Imperfection et hétérogénéité de l'information	61
2.2.1	Incertitude	61
2.2.2	Imprécision	61
2.2.3	Ambiguïté	61
2.2.4	Incomplétude	62
2.2.5	Conflit	62
2.3	Cadre mathématique et théories de l'incertain	62
2.3.1	Théorie des probabilités	62
2.3.2	Théorie de l'évidence	63
2.3.3	Théorie des ensembles flous	64
2.3.4	Théorie des possibilités	65
2.3.4.1	Distribution de possibilités	65
2.3.4.2	Hauteur, noyau et support d'une distribution de possibilités	65
2.3.4.3	Mesure de possibilité et de nécessité	66
2.4	Transformation de distribution de probabilités en distribution de possibilités	68
2.4.1	Conditions de qualité	68
2.4.2	Transformations symétrique et asymétrique de Dubois et Prade . .	70

2.4.3	Estimation de distribution de possibilités à partir des intervalles de confiance probabilistes	71
2.4.3.1	Approche de Masson et Denoeux	72
2.4.3.2	Procédure de calcul de Masson	73
2.5	Application de la théorie de possibilité au traitement de l'information . .	75
2.5.1	Fusion d'informations possibilistes	75
2.5.1.1	Le comportement conjonctif	76
2.5.1.2	Le comportement disjonctif	76
2.5.1.3	Le comportement de compromis	77
2.5.2	Distribution de possibilités anormale et méthode de normalisation . .	77
2.5.2.1	Normalisation ordinale	78
2.5.2.2	Normalisation numérique	78
2.5.2.3	Normalisation par décalage de l'inconsistance	79
2.5.3	Mesures d'incertitude	79
2.5.3.1	La mesure d'incertitude U	79
2.5.3.2	Indice de confiance Ind	80
2.5.4	Mesures de similarité	80
2.5.4.1	Mesure de similarité δ	81
2.5.4.2	Mesure de similarité "Information Closeness"	81
2.5.4.3	Mesure de similarité "Information Affinity"	81
2.5.4.4	Mesure de distance	81
2.6	Critère de décision possibiliste	82
2.6.1	Mesure de possibilité maximale	82
2.6.2	Mesure de nécessité maximale	82
2.6.3	Indice de confiance maximale	82
2.6.4	Moyenne maximale	82
2.6.5	Mesure de similarité maximale	83
2.7	Conclusion	83
3	Reconnaissance de l'état du sol par signal ultrasonore à base des méthodes conventionnelles	85
3.1	Introduction	85
3.2	Perception de l'environnement dans la modalité ultrasonore	87
3.2.1	Les ondes ultrasonores	87
3.2.2	Perception de la forme et de la matière dans la modalité ultrasonore	89
3.3	Etat de l'art sur la reconnaissance d'objets par des ondes ultrasonores . .	90

3.4	Proposition d'une procédure d'analyse et de traitement du signal ultrasonore	92
3.4.1	Pré-traitement du signal ultrasonore	92
3.4.2	Extraction de primitives	96
3.4.3	Stratégies de prise de décision	98
3.4.3.1	Stratégies basées sur une seule représentation	98
3.4.3.2	Arbre de décision	98
3.4.3.3	Classifieur utilisé	100
3.5	Résultats et évaluations	102
3.5.1	Conception de bases de données	102
3.5.2	Reconnaissance de l'état du sol pour un échantillon de grande taille	104
3.5.3	Application aux échantillons de petite taille	107
3.6	Conclusion	108
4	Reconnaissance de l'état du sol par signal ultrasonore à base possibi-	
	liste	110
4.1	Introduction	110
4.2	Stratégies proposées basées sur la théorie des possibilités	113
4.2.1	Pré-traitement du signal	113
4.2.2	Représentation adoptée du signal ultrasonore	113
4.2.3	Extraction de primitives	114
4.2.4	Estimation de distribution de probabilités	114
4.2.5	Estimation des distributions de possibilités	118
4.2.6	Sélection de primitives dans un cadre possibiliste	121
4.2.6.1	Etat de l'art	123
4.2.6.2	Stratégie proposée	124
4.2.7	Fusion d'informations dans un cadre possibiliste	133
4.2.8	Construction des cartes possibilistes conditionnelles à une classe .	136
4.2.9	Similarité entre les cartes possibilistes et prise de décision	138
4.2.10	Validation par application sur des bases de référence	138
4.2.11	Validation par application sur une base de signaux ultrasonores . .	143
4.2.12	Méthodes conventionnelles d'analyse vs la modélisation possibiliste	145
4.2.13	Raffinement de la méthode de sélection de l'opérateur de fusion . .	147
4.3	Conclusion	150
5	Conclusion et perspectives	153
5.1	Synthèse des travaux présentés dans ce mémoire	153
5.1.1	Motivations de notre application et des approches proposées	153

5.1.2	Bilans et conclusions	154
5.2	Perspectives	157
	Bibliographie	160
A	Questionnaire pour les aveugles	172
A.1	Informations personnelles	172
A.2	L'Utilisation d'Aides au Déplacement	173
A.3	Canne blanche électronique	176
B	Protocole expérimental	179
B.1	Objectifs	179
B.2	Participants	179
B.3	Matériel	180
B.4	Locale de teste	180
B.5	Déroulement de l'expérience	180
C	Les capteurs embarqués	187
C.1	Les capteurs actifs	187
C.2	Les capteurs passifs	190

Table des figures

1.1	Logo de la Ligue Braille.	31
1.2	Canne blanche : (a) T-canne, (b) canne courbée, (c) canne pliante.	31
1.3	Exemple de bande de guidage.	33
1.4	Les techniques d'implantation de bande de guidage.	33
1.5	La canne "Tom Pouce".	34
1.6	La canne "Teletact ".	35
1.7	La canne "UltraCane ".	36
1.8	La canne " Bat K sonar ".	36
1.9	Récupération, traitement et envoi des données	48
1.10	Emplacement du système de commande	49
1.11	La conception de la canne	50
1.12	Prototype conçu	51
1.13	Les concepts de bases de notre système de détection et de reconnaissance des objets.	56
1.14	Structuration de la thèse.	58
2.1	Caractéristiques d'une distribution de possibilités	66
2.2	Un exemple illustratif du principe de cohérence.	69
2.3	Un exemple illustratif du principe de conservation de forme.	69
2.4	Un exemple illustratif du principe de maximum de spécificité.	70
2.5	La fusion de deux distributions des possibilités non concordantes [Ezi].	78
2.6	Méthodes de normalisation d'une distribution de possibilités [Ezi].	79
3.1	Architecture générale d'une approche de classification et reconnaissance des signaux ultrasonores	86
3.2	Situation du spectre fréquentiel des ultrasons.	88

3.3	Déplacement de l'onde dans l'air. ν : Représente la vitesse du son ou de l'ultrason dans l'air en ms^{-1} , T : Représente la température de l'air en degré Kelvin c'est-à-dire la température en degrés Celsius + 273,15 ($k = ^\circ C + 273,15$), γ : Représente la masse volumique de l'air ($\gamma=1,4$) et R : Représente la constante spécifique de l'air (281,8 Joules/kg)	88
3.4	Exemple de réflexion de l'onde ultrasonores par un objet arrondi.	89
3.5	Procédure générique d'analyse du signal ultrasonore basée sur un seul niveau de décision.	93
3.6	Spectres des signaux ultrasonores pour les trois classes : Sol, E.D et E.A.	94
3.7	Nouvelles représentations du signal ultrasonore à partir de la TF.	94
3.8	Exemple 1 de spectrogrammes bi-dimensionnels des signaux ultrasonore pour les trois classes : (a)Sol, (b)E.D et (c)E.A.	95
3.9	Processus général de fusion de primitives.	99
3.10	Stratégie de l'arbre de décision pour le système de déplacement des non voyants	99
3.11	L'hyperplan optimal.	101
3.12	Exemple de prises de captures pour (a)E.D, (b) E.A	103
3.13	Exemples de signaux ultrasonores	103
4.1	L'architecture conceptuelle de l'approche de modélisation possibiliste proposée	111
4.2	Prise de captures de la scène et extraction de primitives.	115
4.3	Le processus d'estimation des distributions de probabilités pour une source k	117
4.4	Exemples de distributions de probabilités pour différentes valeurs de H : $H = 5$, $H = 8$, $H = 10$ et $H = 12$	118
4.5	Exemples de distributions de possibilités pour différentes valeurs de D , $D = 500$, $D = 200$, $D = 25$, utilisant les ICs de Goodman. C_1 classe Sol, C_2 classe E.D et C_3 classe E.A.	120
4.6	Exemples de distributions de possibilités pour différentes valeurs de D , (a) : $D = 500$, (b) : $D = 200$, (c) : $H = 25$, utilisant les ICs de Sison et Glaz. C_1 classe Sol, C_2 classe E.D et C_3 classe E.A.	122
4.7	La modélisation possibiliste	125
4.8	Exemple de chevauchement des modèles des classe pour la source S_k et la primitive $f_{n,k}$	126
4.9	Stratégie proposée pour SC des primitives extraites de la source S_k	128

4.10	Stratégie proposée pour l'estimation de l'importance de primitive pour la représentation d'une même classe C_m .	130
4.11	Stratégie proposée pour l'estimation de l'importance de chaque primitive pour la séparation entre les classes.	131
4.12	Stratégie de sélection de la primitive f_n par la fusion de sa valeur d'indice de Shapley et de l'incertitude de sa distribution de possibilités.	132
4.13	Procédure de construction d'une carte possibiliste conditionnelle à une classe.	138
4.14	Les performances de la méthode de Masson avec les ICs de Goodman pour différentes valeurs de D .	143
4.15	Les performances de la méthode de Masson avec les ICs de Sison and Glaz pour différentes valeurs de D .	144
4.16	Taux de classification après la fusion des sources d'informations avec l'opérateur choisi par la méthode de Weiru Liu.	145
4.17	Taux de classification pour les différentes sources d'information.	146
4.18	Taux de classification de la fusion des sources d'informations par la méthode de Weiru Liu.	147
4.19	Taux de classification de la fusion des sources d'informations par la méthode de Weiru Liu raffinée.	149
4.20	Échantillons mal classés par la TF et la modélisation possibiliste.	150
B.1	Aménagement de la salle	181
B.2	Détection d'un obstacle	182
B.3	Exercice porte ouverte	182
B.4	Exercice de détection de deux obstacles	183
B.5	Exercice de détection d'un grand objet	184
B.6	Exercice d'un objet contre mur	184
B.7	Exercice de détection d'irrégularités du sol	184
C.1	Exemple de détection (A gauche la vraie image, à droite le nuage de points vus par le télémètre laser) [Jul11]	188
C.2	Emission et réception de l'onde	189
C.3	Exemple du principe de calcul de la distance	189
C.4	Exemple d'une image acquise par une caméra infrarouge	191
C.5	Exemple d'utilisation de Stéréovision	191

Introduction générale

La vision est un don de Dieu et son absence crée, d'une façon ou d'une autre, un déséquilibre dans la vie de l'individu qui en est privé. Ce déficit peut être à l'origine de plusieurs problèmes de divers genres. Il a atteint, en 2012, près de 285 millions de personnes dans le monde [OMS13] et 19869 personnes en Tunisie. En effet, le nombre des mal et non voyants évolue de jour en jour à cause des accidents, de maladies, etc. Ces personnes souffrent de divers problèmes de déplacement, de détection et localisation d'objets, de spécification de la nature de l'objet, d'intégration dans leurs environnements, etc. Ainsi, leurs mouvements, sans contrôle et sans aide, peuvent leur causer des accidents et de sérieux dangers. Longtemps, les seules aides au déplacement des aveugles étaient la canne blanche et le chien guide. Le balayage de la canne blanche classique au sol apporte une protection de base, mais elle n'assure aucune protection en hauteur et ne procure aucun renseignement sur les obstacles à distance ou en mouvement. Malgré que le chien guide offre le confort et la sécurité à son accompagnant, son utilisation peut s'avérer, dans certains cas, un inconvénient. Nous prenons l'exemple de notre pays, les chiens, d'une façon générale, ne sont pas acceptés chez des personnes ayant des croyances spécifiques. Conscients de ces problèmes, plusieurs chercheurs se sont investis dans la conception d'outils d'aide électroniques au profit des aveugles et des malvoyants, ce qui a donné naissance à plusieurs produits, présents actuellement sur le marché étranger [BJID12]. Ces outils permettent de détecter des objets et d'en alerter l'utilisateur, mais ils souffrent de diverses limitations, notamment, leur incapacité de reconnaître la nature, la forme et la couleur des objets détectés, et de les communiquer d'une façon simple et efficace au non voyant. En outre, la majorité des dispositifs proposés sont excessivement chers.

Dans cette optique, une solution électronique défiant toutes ces limitations, serait un considérable apport d'assistance à ces personnes.

C'est dans ce contexte qu'est située cette thèse incluse dans le cadre d'un projet de canne blanche électronique, lancé depuis 2011 au sein de l'équipe CIELS du laboratoire

CEMLab à l'ENIS. Le dispositif électronique que nous proposons est équipé par des capteurs de perception offrant :

- Un maximum d'efficacité et de précision pour la détection des obstacles.
- Un maximum de confort et de sécurité pour une personne aveugle interagissant avec son environnement.
- Un coût acceptable.

Une variété de capteurs de perception est proposée au marché. Le choix d'un ou de plusieurs capteurs est une tâche cruciale. Dans notre système et après une étude profonde des différents capteurs, nous avons opté pour l'utilisation d'une caméra monoculaire servant à l'acquisition optique de la scène et de capteurs ultrasonores servant à la capture des profondeurs dans la scène [BKM13]. Les deux types d'informations acquises se complètent donnant une perception plus réaliste de la scène et permettant ainsi une meilleure analyse et interprétation de cette scène. Le présent travail de thèse s'intéresse à la partie qui consiste à la détection et la reconnaissance des escaliers par un seul capteur à ultrasons. Il s'agit de déterminer l'état du sol en se basant sur le traitement et l'analyse des signaux ultrasonores.

La technologie ultrasonore met, à la disposition de la robotique, des systèmes de perception peu onéreux et possède plusieurs modes de fonctionnement pour être adaptables à différentes catégories de tâches. Longtemps, l'utilisation de cette technologie a été limitée, dans le domaine de la robotique mobile, à des tâches de sécurité ou d'évitement d'obstacles. La seule information utilisée étant le temps écoulé entre l'émission et la réception du signal appelé Temps De Vol (TDV). Jusqu'à maintenant, l'utilisation de cette technologie pour la reconnaissance des objets repose principalement, soit sur l'intégration de multiple capteurs à ultrasons soit sur l'intégration d'un seul capteur à ultrasons mobile. La première solution souffre, pour un nombre très grand de capteurs, de l'espace de stockage qui devient, autant plus énorme que le nombre de capteurs est élevé. La deuxième solution exige un mouvement précis et parfait du capteur pour connaître sa position exacte. Ces deux modes de fonctionnement consistent à obtenir différentes informations définissant l'objet détecté. Sachant que nous n'utilisons qu'un seul capteur à ultrasons et que celui ci est en mouvement d'une façon aléatoire selon le balayage de la canne, ces deux solutions ne conviennent pas à notre cas. Alors la question qui se pose : "Est-il possible dans ces conditions d'extraire des informations aptes à reconnaître l'état du sol ?"

Pendant la phase d'acquisition, les signaux ultrasonores sont grandement affectés par la température ambiante, la matière des objets, la distance aux obstacles, etc. Ces facteurs sont à l'origine d'un bruit. Les travaux antérieurs de reconnaissance de formes

par des ondes ultrasonores ont été basés sur le traitement du signal dans son état brut ou en lui appliquant l'une des méthodes classiques d'analyse spectrale [DZM95], [c1393], [BK91], [c1301], [MHAG09]. Ces méthodes d'analyse ont montré de bonnes performances pour des bases de données dont les échantillons sont riches en détails minimisant ainsi le risque d'imprécision en défaveur du temps de calcul. Dans notre cas, le système de reconnaissance de l'état du sol doit être obligatoirement un système fonctionnant en temps réel. Il est donc impérativement nécessaire de sacrifier la richesse en détails des échantillons pour alléger les calculs et diminuer le temps de traitement. Cependant, le recours à de tels signaux donne lieu à différentes formes d'imperfections d'informations extraites du signal notamment l'incomplétude et l'ambiguïté. Dans de telles conditions, le traitement de ce type de signaux nécessite une méthode adéquate de modélisation d'informations imparfaites. Les analyses statistiques des méthodes classiques ne traitent pas l'imprécision et l'ambiguïté de l'information mais plutôt elles les contournent par l'utilisation des approximations. Ainsi, les performances de ces méthodes se dégradent lors de l'analyse de ce type de signaux. Dans ce contexte et depuis quelques années, un intérêt particulier aux méthodes d'analyse et de traitement des données imparfaites est devenu de plus en plus croissant [TY11], [Zad65], [Zad78], principalement la théorie des possibilités. Cette théorie présente le meilleur cadre de modélisation et de traitement d'informations ambigus, comparée à d'autres théories telles que la théorie probabiliste, la théorie de l'évidence, etc. Ceci nous incite à l'adopter pour représenter, modéliser et fusionner les signaux ultrasonores. La modélisation possibiliste consiste principalement à prendre en considération l'hétérogénéité et l'imperfection des données pour l'élaboration d'un système d'aide aux déplacements.

Nous présentons dans ce manuscrit, notre contribution dans ce domaine notamment pour la modélisation des signaux ultrasonores.

Ce manuscrit est organisé autour de cinq chapitres :

Le chapitre 1 introduit les motivations scientifiques de cette thèse qui s'articulent principalement autour des personnes à déficience visuelle et des outils d'aide au déplacement de ces personnes. Dans ce contexte, nous définissons le cahier de charge de notre projet dans lequel nous visons à réaliser une canne blanche électronique en se basant sur un ensemble d'études. Ensuite, nous présentons les différentes études réalisées qui portent notamment sur la définition des besoins de ces personnes et la détermination des avantages et des inconvénients des outils d'aide existants. Puis, le prototype réalisé, répondant aux besoins et aux exigences définies dans le cahier des charges, est présenté. Enfin, nous précisons le positionnement et les objectifs de la présente thèse par rapport au projet.

Dans le chapitre 2, nous présentons un état de l'art sur les différents modèles mathématique appropriés à l'analyse et la modélisation de l'information imparfaite. Ces modèles sont : la théorie des probabilités, la théorie des croyances, la théorie des sous ensembles flous et enfin la théorie des possibilités. Nous visons à partir de ce chapitre de montrer l'importance de la théorie des possibilité pour la modélisation des différentes formes d'imperfections notamment l'ambiguïté. Enfin, ce chapitre aborde les problématiques de fusion d'informations et de sélection de primitives dans le cadre de la modélisation possibiliste.

Le chapitre 3 commence par présenter une description détaillée de la perception de l'environnement dans la modalité ultrasonore. Puis, nous présentons un état de l'art sur la reconnaissance d'objets par des ondes ultrasonores. Ensuite, les différentes approches proposées pour l'analyse et le traitement d'un signal ultrasonore dans son domaine temporel, fréquentiel et spatio-temporel seront présentées dans ce chapitre. Une nouvelle approche consiste en une hybridation de la transformée de Fourier et la transformée en ondelettes de Haar selon le concept d'arbre de décision hybride est présentée. La base de données développées pour l'évaluation des approches proposées est présentée. Ce chapitre est clôturé par démontrer l'importance des méthodes conventionnelles d'analyse du signal ultrasonore pour des échantillons de grande taille et la dégradation de leurs performances pour des échantillons de petite taille.

Le chapitre 4 aborde la problématique de l'analyse, la modélisation et la classification des signaux ultrasonore présentées par des échantillons de petite taille. Dans ce contexte, une approche de modélisation possibiliste de ces signaux est présentée. En outre, une stratégie de sélection de primitives est proposée. Finalement, un processus de fusion d'informations recommandé par notre système fait l'objet d'adopter une méthode de sélection automatique d'un opérateur de fusion le plus adaptatif aux informations. Ce chapitre est clôturé par démontrer l'importance de la théorie des possibilités pour la modélisation des différentes formes d'imperfection, comparée aux méthodes classiques d'analyse d'un signal.

Un ensemble de conclusions générales pour ce travail de thèse et de perspectives est donné à la fin de ce mémoire.

Avant propos

Le mot "cognition" a pour sens en latin "faculté de connaître". La cognition est alors l'activité sur laquelle l'être humain se base pour prendre connaissance de son environnement à travers cinq aptitudes : la perception, l'action, la mémoire, le raisonnement et enfin le langage. Dans ce cadre, viennent les sciences cognitives qui s'intéressent, principalement, à l'étude conjointe du fonctionnement et des propriétés des aptitudes sur lesquelles l'homme se base afin d'extraire, de sélectionner, de traiter et d'interpréter l'ensemble des informations issues de l'échange et de l'interaction entre son environnement et ses activités mentales dont le but est de produire des réponses adaptées. Les sciences cognitives, regroupant un ensemble de disciplines, ont soulevé beaucoup de défis pour apporter des solutions aux handicaps qui peuvent survenir dans la "machine humaine". Dans ce cadre, nous citons les systèmes intelligents d'aide à la prise de décision. Le fonctionnement de tels systèmes se repose sur les cinq aptitudes citées précédemment, citons par exemple la perception qui est remplacée dans les systèmes intelligents par des capteurs de perception, le raisonnement fournis par les programmes de traitement et de reconnaissance, la mémoire remplacée par des puces et des cartes de stockage, etc.

Dans cette étude, on s'intéresse aux personnes à handicap visuel et aux outils d'aide au déplacement qui leur sont destinés.

Glossaire

E.A	La classe escalier ascendant
E.D	La classe escalier descendant
SC	critère de sélection de primitives par l'indice de Shapley dans le cas de séparation entre les classes
RC	critère de sélection de primitives par l'indice de Shapley dans le cas de représentation de classe
CU	définit le critère de sélection de primitives par l'incertitude de distribution de possibilités
ICs	Intervalles de confiance probabiliste
TF	Transformée de Fourier
T.O	Transformée en Ondelettes
InfoCloss	Mesure de similarité Information Closeness
InfoAff	Mesure de similarité Information Affinity
US	Ultrasonore
RPM	Représentation du Périodogramme Moyenné
RPL	Représentation du Périodogramme Lissé
RSU	Représentation du Spectrogramme Unidimensionnel
RSB	Représentation du Spectrogramme Bidimensionnel
RS	Représentation du Spectre du signal
TFCT	Transformée de Fourier à Court Terme

Chapitre 1

Introduction et positionnement de la thèse

1.1 Introduction

Ce premier chapitre introductif présente les motivations scientifiques et le positionnement de cette thèse. Il est constitué de quatre parties :

- La première partie consiste à définir le contexte de la présente étude. Elle commence par une description des non voyants et leur handicap. Ensuite, cette partie montre le principe de l'interaction de ces personnes avec leur environnement.
- La deuxième partie définit l'objectif visé par notre projet qui consiste principalement à aider les personnes ayant un tel handicap. L'aide fournie par ce projet réside dans la réalisation d'un dispositif d'aide aux déplacements et d'évitement d'obstacles. Dans ce cadre, une étude du marché de tels outils, précédemment proposés, est faite. Elle permet de déterminer leurs avantages et de déceler leurs inconvénients. Outre que l'étude du marché, une deuxième étude portée sur la définition des besoins des personnes mal et non voyantes en Tunisie est effectuée. Elle est basée, principalement, sur les discussions faites pendant plusieurs rencontres avec différents locaux (association, école, etc.) de soutien de ces personnes. Cette étude nous a permis, non seulement, de mieux comprendre les besoins et les exigences à respecter dans notre système mais, également, de cotoyer les futurs utilisateurs. Cette partie est clôturée par une analyse des différentes études et un ensemble de constatations.
- A la lumière des études et des constatations tirées de la deuxième partie, cette troisième partie présente les concepts de base et les outils que nous avons utilisé

pour construire une canne blanche électronique répondant aux besoins des non voyants. Nous commençons par une brève description du fonctionnement de la canne ainsi que les détails techniques de son élaboration tels que les modèles des capteurs adoptés, le type d'information de retour, etc. Enfin, nous présentons le design technique de la canne tout en justifiant les choix adoptés ainsi que le prototype de la canne réalisé.

- La troisième partie est consacré à la définition de la situation et de l'objectif de nos travaux de thèse par rapport au projet.

1.2 Contexte

1.2.1 La déficience visuelle

Les non-voyants sont les personnes qui ont perdu la vue à causes d'un accident, d'une maladie aux yeux ou qui peuvent être aveugles de naissance. Par contre, un malvoyant est une personne qui souffre d'une diminution de l'acuité visuelle de loin et de près, relativement importante mais avec une conservation d'une partie de l'enveloppe de vision [ANP00].

Dans le monde, il y a près de 285 millions de personnes à déficience visuelle dont 246 millions exhibent une baisse de l'acuité visuelle et 39 millions sont aveugles [OMS13], et en Tunisie, il y a près de 19869 personnes à déficience visuelle.

1.2.2 Interaction des non voyants avec leur environnement

La vision est un don de Dieu et son absence crée, d'une façon ou d'une autre, un déséquilibre dans la vie de l'individu qui en est privée. Ce déficit peut être à l'origine de plusieurs problèmes de divers genres. Les problèmes de communication rencontrés par les aveugles peuvent engendrer des risques d'être victimes d'escroquerie ou d'être perdus. L'aveugle se confronte à plusieurs ambiguïtés lors de son déplacement. Un nouvel endroit avec une constitution inaccoutumée, définit une limite pour la mobilité d'un aveugle. Il risque, par exemple, de tomber dans un escalier, de casser un objet décoratif, etc. L'aveugle court un grand risque, également, lors de son déplacement dans la rue. Son mouvement, sans contrôle, peut lui causer des accidents routiers. Il souffre également de manque d'accès à l'informations, surtout dans les endroits publics la où l'information est généralement écrite. Le déficient visuel est rarement employé ou accepté dans un poste de travail car la majorité des personnes le juge inapte. L'ampleur de ces problèmes est beaucoup plus intense dans les pays du tiers monde, tel est la cas pour la Tunisie.

Vu leurs problèmes de communication et de déplacement, plusieurs non et malvoyants se sentent à la marge de la société. L'utilisation d'outils d'assistance, peut leur être d'un grand intérêt, quant à leur intégration dans la société tout en conservant leur sécurité. Certains se satisfont par les outils classiques et peu coûteux, leur permettant, d'une part, de se distinguer des gens sains pour avertir autrui de leur déficience et de leur épargner quelques dangers d'autre part. D'autres visent à surmonter leur handicap par le recours à des outils beaucoup plus sophistiqués qui peuvent combler leur lacune dans la perception.

1.2.3 L'importance du son chez la personne non voyante

Généralement, le déficit résultant de la perte de vision chez ces personnes, est naturellement compensé par une faculté particulièrement importante du sens de l'ouïe. Ce sens a une place immense dans la vie quotidienne des aveugles. Dans cette optique, plusieurs recherches ont été développées pour exploiter l'ouïe en présentant des applications auditives pour les non voyants tels que l'Iphone proposé par Apple [Ben10], la console audio "Odimo" [ODI13].

La réalisation d'une canne blanche parlante nous semble un outil idéal pour éduquer l'écoute, principalement chez l'enfant déficient visuel, tout en étant un outil d'aide aux déplacements. Un tel dispositif peut offrir aux aveugles, et particulièrement aux enfants, ainsi même à certains gens âgés une indépendance de déplacement, une interprétation vocale décrivant l'environnement où ils se trouvent, un luxe dont ils sont souvent privés. Des messages vocaux sont proposés afin d'informer le non voyant sur des détails du monde des voyants, telles que les distances, la discrimination entre les formes, la localisation des objets, etc.

1.3 Le cahier de charge du projet

1.3.1 Objectif du projet

l'évolution du nombre des malvoyants, les dangers corporels qui peuvent rencontrer et les problèmes dont ils souffrent comme la détection et la localisation des obstacles, la spécification de la nature de l'obstacle localisé, etc. nous ont encouragé d'étudier leur vie quotidienne. Ainsi, après avoir défini ce qu'est une personnes ayant une déficience visuelle et leur interaction avec l'environnement, il est clair que ces personnes méritent, énormément, d'avoir plus d'attention et surtout d'aide. Pour y parvenir à les aider, nous avons proposé un nouveau projet [BJID12], dans lequel, nous visons à réaliser

un dispositif électronique multimédia intégré sur une canne blanche et équipé par des capteurs de perception permettant :

- Un maximum d’efficacité et de précision vis-à-vis de la détection des obstacles. De ce fait, le système est sensé détecter les objets dans l’environnement entourant l’aveugle de manière fiable et précise. En effet, les obstacles non détectés exposent le non voyant à un risque sérieux d’accident. Pour cela nous avons opté à utiliser différents capteurs dirigés vers diverses orientations pour couvrir tout le champs de vision du non voyant.
- Un maximum de confort et de sécurité pour une personne aveugle interagissant avec son environnement. Dans ce cas, le système doit être capable de détecter et de reconnaître, dans des conditions de visualisations variées, les différentes formes d’objets tels que les cylindres, les cubes, les coins, etc. et, notamment, les escaliers qui posent un vrai danger aux non voyants.

Nous passons maintenant à détailler ces deux points afin de mieux comprendre les tâches et les objectifs de notre dispositif.

1.3.1.1 La détection robuste des obstacles

La détection des obstacles dépend principalement des capteurs de perception employés. Le choix des capteurs équipant le dispositif conçu est soigneusement optimisé suite, à une étude intensive des besoins techniques d’une part et du marché d’autre part des différents capteur, détaillée dans l’annexe C, notre choix (section 1.4.2) s’est focalisé sur l’utilisation des capteurs à ultrasons et de caméra monochromatique. Le système de détection proposé vise aussi bien des objets au sol que des objets situés au niveau de la tête. Une telle fonctionnalité est importante pour offrir la sécurité totale à l’utilisateur. En effet, un nombre important d’obstacles situés au niveau de la tête apparaît dans notre environnement tels que les étagères, les panneaux, etc. La collision avec ces objets constitue un grand danger aux aveugles. De ce fait, la détection de ces obstacles nous a paru nécessaire dans un outil d’aide au déplacement. D’autres types d’objets peuvent entraîner un vrai danger pour la sécurité de ces personnes tels que les escaliers ascendants et surtout descendants. Malgré le danger posé par ces objets, nous ne devons pas négliger les autres objets qui peuvent exister dans le chemin du non voyant et qui posent également un risque de danger tels que les tables, les divans, etc...

1.3.1.2 La détermination de la proximité des obstacles par rapport à l'utilisateur

La distance est un facteur important dans notre vie quotidienne. Sa connaissance est de grand intérêt dans la mesure où elle peut modérer le sens ou la vitesse du déplacement du non voyant pour éviter éventuellement l'obstacle. Dans ce cas, une telle information doit être nécessairement renvoyée à l'utilisateur de la canne. Le calcul de la distance est basé sur les données renvoyées par le capteur ultrasonore qui permet de la déterminer sans faire recours à des calculs intensifs.

1.3.1.3 La reconnaissance des obstacles (formes, couleurs et dimensions)

La déficience visuelle est de deux types : la déficience existante depuis la naissance et celle causée par un accident ou une maladie. Les personnes qui ont perdu leur vision tardivement sont capables de reconnaître les différentes couleurs de la nature. Ainsi, pour ces personnes et même pour les aveugles de naissance, la perception de la couleur des objets est considérée intéressante, surtout qu'elle leur facilite l'imagination des obstacles et leur permet une meilleure intégration dans la vie quotidienne.

1.3.1.4 Bloc de communication avec le non voyant

Les informations à délivrer au non voyant telles que la forme, la couleur, la nature, etc. doivent être claires, précises et faciles à comprendre. Dans ce cas, nous prévoyons d'utiliser un retour informationnel commun. Le choix du retour basé sur des messages vocaux permettra au non voyant de voir le monde avec ses oreilles.

Pour parvenir à l'élaboration de ce projet, une étude du marché ainsi qu'une étude des besoins sont imposées.

1.3.2 Etude du marché

Le sigle de la Ligue Braille des aveugles et malvoyants, comme le montre la figure 1.1, illustre les principaux outils d'aide aux personnes handicapées. Ceux-ci se résument en deux grandes catégories :

- L'aide mécanique sous forme de canne blanche,
- L'aide biologique sous forme du chien guide.

De nos jours, une troisième catégorie s'y ajoute : c'est celle des aides électroniques.



Figure 1.1. Logo de la Ligue Braille.

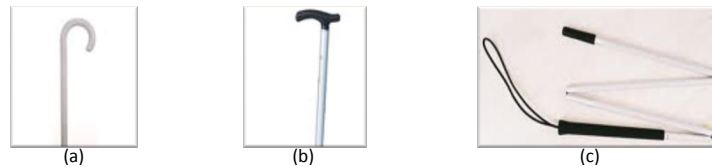


Figure 1.2. Canne blanche : (a) T-canne, (b) canne courbée, (c) canne pliante.

1.3.2.1 La canne blanche traditionnelle

L'histoire de la canne blanche remonte aux années 1920. Elle a été inventée par James Biggs pour pouvoir se localiser dans son environnement et aussi pour être distinguée par les automobiles et les passagers. Elle est considérée parmi les premiers moyens utilisés pour aider les malvoyants. Cet outil existe sous différentes formes dont quelques unes sont présentées dans la figure 1.2.

La canne blanche traditionnelle est le moyen le plus utilisé par les malvoyants non seulement à cause de sa simplicité d'utilisation mais aussi à cause de son faible coût. Quelques inconvénients rendent l'emploi de la canne assez restreint. Dans ce qui suit, nous énumérons quelques uns :

- La canne blanche nécessite une attention permanente par son utilisateur,
- Elle ne permet pas la détection des obstacles en hauteur, d'où le risque de choc au niveau de la tête,
- La canne blanche n'est pas capable de détecter certains objets tels que les escaliers, les trous, etc, d'où le risque de chute.
- Ce type de dispositif est incapable de déterminer la nature des obstacles.

Afin d'assurer une assistance aux non voyants, meilleure que celle de la canne blanche et exempte des inconvénients cités ci dessus, un autre type d'aide a été proposé aux personnes à déficience visuelle, qui est de nature biologique, se base sur l'utilisation d'un chien guide.

1.3.2.2 Le chien guide

De nos jours, le chien est l'animal le plus compagnon à l'homme et son ami le plus fidèle. Des centres de formation spécialisée sont lancés pour former ces chiens et les rendre capable d'informer les non voyants de risque de choc ou de chute qui les entourent. De

plus, le chien-guide rend les déplacements sûrs, confortables et nettement plus rapides. En effet, la vie avec un chien-guide offre beaucoup de nouvelles possibilités. Il donne à la personne handicapée de la vue, l'espoir d'une indépendance et d'une liberté qu'elle ne pourrait avoir seule. Malgré que le chien guide offre le confort et la sécurité à son accompagnions, son utilisation peut s'avérer, dans certains cas, un inconvénient :

- D'autant qu'un chien guide bien formé coûte très cher, les personnes à handicap visuel peuvent avoir plus qu'un chien durant leurs vies.
- L'évitement de certains obstacles peut être offert par un chien, mais ça ne permet pas de définir la nature des objets rencontrés. Quelques fois, les personnes non voyantes demandent l'aide pour trouver leur destination.
- Les lieux publics imposent parfois aux personnes de ne pas accompagner leurs animaux dont les chiens guides.
- Les chiens guides ont besoin de soins spéciaux et d'entretien comme la vaccination, la nourriture, etc. ce qui alourdit encore plus la vie d'un non voyant.
- Les chiens, d'une façon générale, ne sont pas acceptables chez les personnes ayant des cultures musulmanes. Ainsi, la compagnie d'un chien guide par ces gens est inacceptable.

Un autre moyen d'aide des personnes à déficience visuelle a été dès lors mis à leur disposition. Celui ci ne demande que l'utilisation d'une canne blanche traditionnelle mais nécessite l'aménagement de l'environnement par des bandes.

1.3.2.3 La bande de guidage

Ce dispositif est implémenté au sol, pour créer un guide dit podotactile, vu qu'il est tactilement détectable au pied et à la canne.

Ces bandes de guidage peuvent avoir plusieurs formes (cf. Figure 1.3), afin de coder, en quelques sortes, l'endroit visité par le non voyant et afin de l'assister dans sa locomotion. Il existe par exemple des bandes à trois cannelures avec semelle, des bandes à trois cannelures sans semelle, des bandes en carrelage ou en parquet, des bandes de circulation et allée de guidage. Ces différents dispositifs sont destinés pour guider les aveugles ou les mal voyants au cas où le trottoir est très large ou au cas d'une vaste place dans laquelle ils ont besoin de repères et d'informations de localisation pour se déplacer seuls.

Certains dispositifs sont matérialisés par des petits plots arrondis en relief. Ce type de bandes se trouve au niveau des passages piétons, en haut des escaliers et encore sur les quais. D'autres sont linéaires, destinées à guider les personnes non voyantes sur un itinéraire donné. Ce dispositif avec une telle architecture est rencontré sur la voirie,



Figure 1.3. Exemple de bande de guidage.



Figure 1.4. Les techniques d'implantation de bande de guidage.

essentiellement sur les trottoirs ou en traversée de chaussée, et dans les établissements recevant du public (ERP) à forte fréquentation comme les gares, les musées, les aéroports, etc. Nous trouvons aussi une autre catégorie de bande de guidage qui permet d'avertir le déficient visuel de la proximité d'un point remarquable tel qu'un guichet ou une traversée piéton. Malgré ces avantages, ce dispositif avec son multiple usage peut être absent dans certains endroits, où l'espace est insuffisant pour tracer des trajectoires spécialisées pour les personnes non voyantes. D'autres limites qui ne sont pas moins importantes que celles déjà citées peuvent aussi s'imposer :

- Le suivi de ces bandes de guidage par l'aveugle l'oblige à garder toujours ses directions. Ainsi, le non voyant peut sentir qu'il est détenu et qu'il ne peut pas se déplacer librement.
- La possibilité de ne pas détecter la bifurcation de certaines bandes lors du balayage de la canne.
- La diversité des techniques d'implantation de certains cas tels que les croisements ou les changements de directions (cf. Figure 1.4).
- Un tel investissement au profit des non voyants, est considéré comme un luxe que les pays du tier monde ne peuvent pas s'offrir.

Afin de surmonter ces limitations, la communauté de non voyants a bénéficié d'une nouvelle génération d'aides, notamment les aides électroniques.

1.3.2.4 Les aides électroniques

Le balayage de la canne blanche classique au sol apporte une protection de base, mais elle n'assure aucune protection en hauteur et ne procure aucun renseignement sur les obstacles à distance ou en mouvement. Ce manque de précision est résolu par l'appar-



Figure 1.5. La canne "Tom Pouce".

rition des cannes blanches électroniques. Ce nouveau dispositif permet de jouer le rôle signalétique et d'assurer la marche au sol par balayage, tout en offrant des fonctionnalités supplémentaires. Parmi celles ci, nous pouvons citer la protection en hauteur des obstacles dangereux et l'identification de l'environnement sur plusieurs mètres. Ainsi, la canne blanche électronique est une solution alternative et opérationnelle. La majorité des aides électroniques ne consiste à supprimer ni l'apparence de la canne blanche ni sa technique d'utilisation mais de faire évoluer l'ensemble, car tout changement risque de perturber le non voyant.

Une large catégorie de cannes blanches électroniques est apparue depuis longtemps que ce soit dans le domaine industriel ou dans le domaine de recherche. La suite de cette partie porte sur la description de la majorité de ces moyens, classifiés selon le capteur de perception utilisé. En effet, la perception de l'environnement par la canne blanche électronique requiert l'utilisation de dispositifs de perception qui se basent sur leur propre source lumineuse et font abstraction à la lumière du jour. Certains dispositifs fonctionnent aussi bien de nuit comme de jour.

Dès le début des années 90, des travaux sur la canne blanche permettant de révolutionner la vie quotidienne des non voyants ont été commencés par des chercheurs du CNRS (Centre National de la Recherche Scientifique) et de l'université Paris-Sud/Orsay. Deux dispositifs sont alors lancés utilisant le capteur Laser.

- Le Tom pouce [FLJ⁺06] est la première canne proposée. Ses inventeurs ont ajouté un télémètre infrarouge à la canne blanche traditionnelle (cf. figure 1.5). Les faisceaux de ce télémètre pénètrent en bas et en haut, ce qui permet à ce dispositif de détecter les obstacles au sol et également en hauteur, allant jusqu'à une distance de 4m. Le non voyant est alors averti par une vibration.

Cette distance à la quelle le système peut détecter les obstacles permet de concevoir le champ de perception du non voyant.

- Le Teletact [FD00] peut être soit attaché à la canne, soit tenu par la main (cf. figure 1.6). Cet outil émet un faisceau Laser qui peut être dirigé dans toutes les directions de l'espace, permettant une profonde exploration de l'environnement allant jusqu'à une quinzaine de mètres. En cas de présence d'obstacle, la distance



Figure 1.6. La canne "Teletact".

séparant celui-ci du non voyant est convertie en 28 notes musicales, d'autant plus aiguë que l'obstacle est proche. La déduction de l'information utile ne se fait pas uniquement par l'identification des tonalités musicales, mais aussi par la reconnaissance de la signification et la vitesse de leurs variations. Cette canne offre également un autre mode de transfert silencieux. En effet, ça consiste à remplacer la sortie sonore par des dispositifs vibrants localisés sous les doigts. Enfin, la reconnaissance des formes nécessite leur balayage par le faisceau, afin de percevoir leurs profils. Contrairement à Tom Pouce, le Teletact est, particulièrement, destiné aux utilisateurs ayant une expérience dans l'utilisation de tel dispositif. Cette nouvelle canne n'a pas apporté de correction ou du nouveau par rapport à Tom Pouce, sauf qu'elle a augmenté la portée de visualisation de l'environnement et qu'elle a utilisé des signalisations sonores pour avertir l'utilisateur. Ces notes musicales peuvent ennuyer le non voyant notamment lorsqu'elles deviennent aiguës. De plus, le dispositif "Teletact" utilise le capteur le plus cher parmi l'ensemble des capteurs actifs ce qui augmente considérablement le coût de la canne, limitant sa procuration par le grand public.

- La canne C-5 Laser est inventée en 1973 par Benjamin *et al* [BAS73]. Cet outil recommande un balayage de l'environnement pour renvoyer des éventuelles informations sur l'obstacle le plus proche. La détection d'objet est basée sur le principe de triangulation optique fusionnant les signaux fournis par trois capteurs Laser dont la portée peut aller jusqu'à 3,5m. Il permet de détecter non seulement les objets au sol mais aussi les objets au niveau de la tête. Des signalisations sonores ou des vibrations sont alors utilisées pour avertir l'utilisateur. Ces signaux seront les mêmes quelque soit la position de l'obstacle, négligeant ainsi le risque qui peut en découler en cas de confusion.

Une autre famille de capteurs, beaucoup moins chers que les capteurs Laser, a servi avec succès à l'équipement de quelques cannes électroniques. Il s'agit des capteurs à ultrasons. Les dispositifs les plus récents qui s'en sont servis sont :

- La canne "UltraCane" [HWW06] (cf. Figure 1.7) a la forme d'une longue canne blanche. Elle utilise l'écho du capteur ultrasonore, placé à la poignée, pour détec-



Figure 1.7. La canne "UltraCane".



Figure 1.8. La canne "Bat K sonar".

ter les obstacles en face de l'utilisateur : aussi bien ceux situés dans son chemin que ceux se trouvant au niveau de sa tête. Ensuite, ces informations sont utilisées pour informer l'utilisateur sur la présence/absence de l'objet et à quelle distance il se trouve. Ce dispositif présente différentes portées d'émission : Une courte portée utilisée pour détecter les obstacles placés à environ 2 mètres de la poignée et une longue portée adoptée pour détecter les obstacles situés à 4m de la poignée. Enfin, le capteur supérieur permet de localiser les objets en hauteur situés à environ 1,6m de la poignée. Les portées de détection employées permettent d'analyser parfaitement le champ de déplacement de l'utilisateur. L'utilisation de deux portées différentes offre une complémentarité entre elles.

L'inventeur de cette canne a fait recours à deux boutons vibreurs pour avertir le non voyant. Toutefois, aucune information sur la nature de l'objet, sa forme, sa couleur, etc, n'est délivrée.

- La canne "Bat K sonar" [TP08] : (cf. Figure 1.8) est basée sur la production des faisceaux ultrasonores ou Laser. Elle renseigne l'utilisateur sur la présence/absence des objets et sur la distance qui le sépare d'eux, ainsi que sur certaines de leurs caractéristiques. Le "Bat K sonar" produit soit des bips sonores soit des vibrations tactiles comme avertissement lors du rapprochement d'un objet. L'intensité du son ou de la vibration tactile est proportionnelle à la distance à l'objet détecté. Quant aux objets placés au niveau de la tête, ils ne sont pas pris en compte par cet outil. En effet, il ne prend en compte que des objets au sol. Un tel dispositif n'offre pas alors la sécurité attendue par les personnes à déficience visuelle.
- La canne "Smart Cane" [Whi09] est développée dans CMU (Central Michigan University), en 2009. Elle utilise la technologie RFID (Radio Frequency Identifi-

cation) et est équipée par un capteur ultrasonore. Un haut-parleur est utilisé pour envoyer des bips sonores afin d'avertir l'utilisateur de l'existence d'un obstacle et de l'orienter pour l'éviter. Pour les personnes sourdes, un gant spécial vibrant est placé au bout des différents doigts pour fournir les informations concernant la nouvelle orientation à prendre.

Des cannes électroniques plus intéressantes ont été élaborées fusionnant différents capteurs de perception.

- La canne "SmartWand" a été lancée en 2009 [PKH⁺09]. Cette nouvelle canne se base sur les données provenant de trois capteurs : un capteur à ultrasons, deux caméras, couleur et monochromatique, et un capteur optique. Cette canne est capable de détecter les obstacles situés au niveau de la partie supérieure du corps et fournit aussi des fonctions pour détecter les couleurs des objets et la luminosité de l'environnement. L'ensemble de ces informations est transmis à l'utilisateur par vibration.
- La canne "Smart Vision" [dBBR⁺11], est apparue en 2011. Ce dispositif est développé à l'UTAD (University of Trás-os-Montes and Alto Douro). Il intègre un GPS (Global Positioning System), une localisation par Wi-Fi utilisant un GIS (Geographic Information System), une étiquette RFID passive et une caméra stéréovision. En effet, le but de faire recours à l'ensemble de ces moyens est de mettre à la disposition du non voyant un outil offrant une navigation globale. En d'autres termes, il effectue la recherche de la destination de l'utilisateur, en se basant sur la connaissance des repères, auparavant enregistrés dans le GIS. Son rôle ne s'arrête pas à ce niveau, mais il permet aussi d'optimiser les trajectoires du non voyant, tout en détaillant le chemin. Dans ce cas, les obstacles situés juste au-delà de la portée de la canne blanche sont détectés en utilisant une caméra stéréovision. Ce capteur est utilisé pour identifier les objets et les signaler aux non voyants par vibration ou par synthèse de la parole. L'inconvénient majeur de l'intégration de l'ensemble de ces dispositifs est, principalement, l'augmentation du coût de la canne. Outre que le prix, le traitement nécessaire pour générer l'information utile, devient plus compliqué et alourdit le système, alors que la canne blanche électronique recommandée par un aveugle doit avoir un système qui fonctionne en temps réel.
- En 2007, Scherlen *et al.* [SDGV07] lance un nouveau concept de canne blanche électronique. La nouvelle canne "Recognize Cane" permet, comme toutes les autres cannes électroniques, de signaler la présence d'un obstacle et de donner sa distance relative à l'utilisateur. Ce nouveau dispositif est capable également de reconnaître

les objets les plus courants et de déceler quelques indices à fournir à l'utilisateur pour accroître sa sécurité et la confiance qu'il accorde au processus de navigation. Pour ce faire, cette canne utilise un détecteur d'eau, un capteur d'humidité ambiante et des capteurs infrarouges. Elle fait, également, recours à un système émetteur/récepteur infrarouge, et à une caméra pour détecter les passages de piétons. En plus, cet outil utilise deux capteurs infrarouges pour reconnaître des escaliers ou des trous dans le chemin de l'utilisateur. Les capteurs utilisés sont nombreux, ce qui rend très chère la canne produite. En plus, l'utilisation de capteurs infrarouges permet au système de détection, uniquement, la perception des objets situés à une distance maximale égale à 80cm. Cette distance paraît insuffisante pour avoir le temps nécessaire à l'avertissement du non voyant de l'existence d'un obstacle afin qu'il réagisse.

Cette étude nous a permis de constater les points forts et de déceler les défaillances de chacun des produits considérés. Ces détails nous sont d'un grand intérêt lors de la conception de notre produit afin d'aboutir à un design technique et fonctionnel plus performant que ceux des produits qui existent sur le marché.

Outre que l'étude du marché, une autre étude s'impose à notre démarche. Il s'agit de celle des besoins des intéressés à ce type de produits. En effet, l'analyse des besoins des non voyants permet de mieux cerner les objectifs de nos recherches.

La section suivante détaille notre démarche dans ce sens.

1.3.3 *Étude des besoins des personnes à handicap visuel*

Pour plus d'efficacité, l'évaluation des fonctionnalités des outils d'aide à la locomotion, étudiés précédemment, doit être faite par les personnes ayant une déficience visuelle. En effet, pour que certaines fonctionnalités soient traitées par notre système, il est nécessaire qu'elles soient d'abord acceptées et validées par les non et les mal voyants. De ce fait, des rencontres avec différentes associations et écoles tunisiennes des aveugles sont accomplies. Lors de ces réunions, un ensemble de questions, de propositions et de suggestions est posé aux non voyants.

Dans cette optique, une première rencontre a été faite, en Mars 2011, avec l'Union régionale des aveugles de Sfax (URA-Sfax) [US06], créée le 25 juillet 1956. Elle accompagne, entoure et prend en charge les personnes non voyantes. Dans cette rencontre, nous avons cherché non seulement à définir un cahier de charge de la canne électronique mais aussi à découvrir les opinions des adhérents et connaître les conditions de leurs vies quotidiennes. La rencontre est débutée par un questionnaire préparé au préalable (Voir Annexe A) et elle a été clôturée par une discussion pleine d'espoir. La moyenne des âges

des personnes présentent dans cette première rencontre est autour de 45 ans. Suite aux réponses recueillies, il a été constaté que :

- Pour la personne ayant une déficience visuelle, la canne blanche ne représente pas uniquement un outil d'exploration de scène, mais aussi un symbole incitant les autres personnes à céder le passage ou plus encore à les aider. De ce fait, il est important de garder cette apparence symbolique.
- Les non voyants annoncent qu'un retour informationnel commun est plus intéressant que la voie tactile et les bips sonores.
- Certes, les handicapés visuels ont besoin d'être avertis de la présence d'obstacles, mais il s'est avéré qu'ils ont également une ardente envie d'être informés de quel obstacle s'agit-il, et à quoi ressemble la scène dans laquelle ils se retrouvent. Dans ce cas et pour répondre à un tel besoin, un système de vision artificiel sera le bienvenue dans notre canne.

Les recherches que nous avons fait nous ont conduit à un contacte avec Mme Fatma TRIKI ophtalmologue et membre de l'association ASTABAV (association tunisienne d'aides aux personnes atteintes de basse vision) de Sfax. Elle nous a facilité le contact avec cette association qui a donné lieu à une deuxième rencontre en Avril 2013. Pendant cette rencontre, la discussion a été menée, principalement avec le médecin responsable. Elle nous a éclaircit divers points sur les besoins des non voyants. Ensuite, nous avons fait connaissance avec le reste du personnel et les équipements de l'association dont ils sont responsables. L'objectif principal de cette rencontre est de présenter notre projet et de demander aux non voyants de participer à un protocole expérimental (Voir Annexe B) permettant de tester l'acceptabilité du produit et d'évaluer ses performances. Le jour de cette visite, aucune personne non voyante a été trouvée, mais le médecin nous a fournies, plus tard, une liste des personnes que nous pouvons contacter et inviter pour participer au protocole expérimental. Suite aux remarques dénoncées par le médecin responsable, il a été constaté que :

- Il existe certains non voyants, particulièrement les jeunes, qui détestent l'utilisation de canne blanche. Il est clair que ces personnes ont besoin de soutien mais sans faire apparaître leur handicap. Pour y parvenir à aider une telle population sans faire recourir à une canne blanche, une autre catégorie de dispositif peut être offerte tels que les bracelets, les gadgets, les dispositifs accrochés au ceinture, etc.

Une troisième rencontre, mi Mai 2013, a été faite avec non pas les enfants aveugles directement mais plutôt avec leurs parents lors d'une manifestation de la société civile au profit des non voyants, organisée à Sfax. Les parents nous ont expliqué les besoins de leurs enfants, les lieux les plus fréquemment visités, leurs souhaits de tout connaître

tels que les couleurs des objets, les formes, les dimensions, etc. Aux termes de cette rencontre, les parents suggèrent que :

- La canne blanche électronique peut être une excellente solution pour que leurs enfants puissent avoir certain degré de liberté dans leurs déplacements,
- La totalité des enfants souhaite découvrir le monde à travers les aides fournies et les descriptions citées par leurs parents,
- La majorité des enfants veulent écraser les limites imposées par leur handicap sauf qu'ils sentent toujours qu'ils dépendent de leurs accompagnant.

Mme Fatma Triki nous a facilité aussi le contact avec Mr. TRIKI, le responsable de l'école de Braille "Al Abbacia" de Sfax. Une quatrième rencontre, fin Mai 2013, a eu lieu à cette école où nous avons été accueillis chaleureusement. Cette école située à porte Casbah de la ville ancienne. Elle abrite 12 élèves aveugles en première années et quatrième années primaire. Elle a pour but de fournir l'environnement adéquat pour l'éducation des enfants mal et non voyants. Cette association offre aux enfants non seulement l'endroit favorable pour accomplir leurs études mais aussi pour pratiquer des loisirs par exemple chanter, jouer une comédie musicale, apprendre du Coran, etc. Cette rencontre s'est déroulée avec quelques enfants de 9 ans, le responsable de l'école et deux maîtres. Les enfants ont exprimé leurs opinions et ils ont indiqué que :

- Ils utilisent, la majorité du temps, la canne blanche pendant leurs déplacements mais ils restent, quand même, attachés à leurs parents. En fait, ces enfants considèrent que la canne blanche ne permet pas de leur offrir une protection et une sécurité de haut niveau,
- Ils souhaitent découvrir leur environnement avec ses différentes formes, couleurs, dimensions, etc.
- Un garçon parmi ces enfants nous a déclaré qu'il a toujours rêver d'avoir une canne blanche intelligente et qu'il a testé différentes formes de cannes.

1.3.4 Analyse et constatation

Suite à l'étude du marché, nous avons constaté les points forts et décelé les défaillances de chacun des produits considérés. Parmi les points forts que nous envisageons de garder dans notre système :

- La portée moyenne, autour de 3 à 4 m, utilisée par certains dispositifs. En effet, l'augmentation de cette distance fait apparaître des objets situés en dehors du chemin des non voyants.
- La détection des objets de différentes localisations, allant du niveau de la tête jusqu'au sol. Cette idée nous a paru intéressante vu qu'elle permet d'offrir plus de

sécurité au non voyant.

- La détermination de la distance séparant l'utilisateur à l'obstacle. Cette information facilite au non voyant, d'une part, de repérer son environnement, et d'autre part, de connaître le moment convenable pour réagir.
- La détection et la reconnaissance du changement de l'état du sol. Une telle fonctionnalité est très intéressante vu le danger qui peut entraîner, particulièrement, les escaliers et les trous.

Les défaillances à éviter dans notre système sont :

- L'utilisation de capteurs de perception très chers. En effet, l'exploitation de certains capteurs tels que le Laser et la caméra stéréo-vision, qui sont classés parmi les capteurs les plus chers, augmentent, considérablement, le coût de la canne. Dans ce cas, la procuration de la canne par le grand public sera limitée.
- L'intégration d'un grand nombre de capteurs. Ceci alourdit énormément le temps de traitement des données renvoyées par les capteurs ce qui contredit avec le principe des outils d'aide à la décision. En fait, ces outils exigent un système qui fonctionne en temps réel.
- L'utilisation d'un retour sonore ou vibratoire. Ce type de retour cause, également, diverses limites :
 - La variation de l'intensité des bips sonores ou de la vibration tactile nécessitent une formation pour se familiariser avec le fonctionnement du dispositif. Certes que cette formation facilite aux non voyants de comprendre l'information renvoyée, mais elle coûte, certainement, beaucoup plus cher que la canne elle même et qui n'est pas à la portée cognitive ou encore matérielle de tous les utilisateurs.
 - Certaines cannes permettent la détection et la reconnaissance de divers objets ayant différentes localisations. L'utilisation des bips sonores ou des vibrations pour avertir le non voyant, engendre la perte de l'avantage de cette fonctionnalité. Un tel retour ne permet pas au non voyant de distinguer, par exemple, entre la détection des objets au sol de ceux en hauteur.

La prise en compte de l'ensemble de ces analyses, avec celles collectées lors de la première rencontre avec les non voyants, nous avons constaté que le dispositif à réaliser devrait ressembler à une canne blanche ordinaire. Cette canne est équipée de capteurs de perceptions assurant :

- La détection robuste des obstacles,
- La détermination de leur distance par rapport à l'utilisateur,
- La reconnaissance de ces obstacles (formes, couleurs et dimensions),
- Un retour sonore linguistique présentant verbalement tous ces détails. Deux types

de messages vocaux seront mis en oeuvre. Le premier type de message est automatique, il se déclenche en temps réel lorsque l'aveugle se rapproche d'un obstacle. Le second est envoyé à la demande afin de définir la nature, la forme et la couleur de l'obstacle.

- Un chariot fixé à l'extrémité de la canne, offrant plus de stabilité lors du balayage.

La conception d'un premier prototype s'est effectuée, en 2012 au sein du laboratoire d'électronique de l'Institut Supérieur de Biotechnologie de Sfax (ISBS), par des étudiants de Master professionnel.

Pendant l'année 2013, une mise à jour de nos analyses a été faite suite aux divers tests de validations effectués avec notre premier prototype et aux différentes rencontres effectuées avec les jeunes et les enfants non voyants ainsi qu'avec leurs responsables (parents, maîtres, médecins, etc). Cette mise à jour est effectuée, par des étudiants de l'ISBS dans le même contexte. Elle se résume dans quelques modifications apportées sur le design et le principe de fonctionnement de la canne :

- La majorité des mal et non voyants, lors du protocole expérimentale, ont dénoncé que l'utilisation d'un retour informationnel commun délivrant l'information complète ne doit pas être envoyée plus que deux fois dès la détection d'un obstacle. Par la suite, uniquement un retour vibratoire indiquant le rapprochement de l'obstacle doit être utilisé. Dans ce cas, nous avons opté pour le mixte entre le retour informationnel et les vibrations.
- La totalité des non voyants préfèrent une canne pliante qu'une canne de taille fixe.
- La présence d'un chariot à l'extrémité de la canne blanche électronique rendait le déplacement des malvoyants assez inconfortable et la canne blanche trop lourde, bien que cela permette d'obtenir une certaine stabilité lors du balayage de la canne, comme il élimine le principe de tâtonnement.
- Le nombre des capteurs à ultrasons étaient insuffisant pour pouvoir détecter tous les obstacles se trouvant dans le champ de vision du mal et non-voyant, il y avait alors des angles morts.
- La canne utilisée est en métal, ce qui la rend encore plus lourde et risque de nuire les non voyants.
- A cause des multiples interventions subites par la canne afin de remédier à diverses pannes ou essais d'améliorations, son état est lamentable et très utilisé.

1.4 Réalisation d'un prototype de canne blanche électronique

Une canne blanche électronique comporte, nécessairement, un système dédié au traitement et l'analyse des données acquises des différents composants. Dans la suite, nous présentons les principales exigences auxquelles un tel système doit répondre pour pouvoir être considéré comme une solution fiable :

1.4.1 Principales exigences du système de la canne

La facilité d'emploi : La canne blanche traditionnelle est le moyen le plus utilisé par les personnes à défiance visuelle pour plusieurs raisons, tels que sa simple utilisation, contrairement à la majorité des solutions électroniques proposées sur le marché, qui nécessite une formation pour se familiariser à leurs fonctionnements. Ces formations sont coûteuses et nécessitent beaucoup de temps. Conscients de l'importance de ces détails, la solution que nous proposons permet d'économiser les frais de la formation, grâce à sa simplicité d'utilisation. En effet, nous projetons de mettre à la disposition des non voyants un moyen simple d'emploi et ne nécessitant pas de formation préliminaire pour apprendre à l'utiliser et à se familiariser avec lui.

La robustesse : Un système destiné aux personnes à handicap visuel doit être capable de détecter des obstacles quelque soient leurs apparences, tailles et formes. Il doit aussi être robuste à la variation des conditions d'illumination et réagir aux problèmes d'occultation qui accentuent tant la variabilité des objets domestiques. Notons que l'escalier est l'objet le plus difficile à détecter, notamment en raison de sa grande variabilité d'apparences et de formes (droite, tournante, hélicoïdale, etc). Spécialement, les escaliers descendants, quelque soit leur forme, posent, au non voyant, plus de danger, vu qu'ils ne présentent pas un relief par rapport au sol. Par ailleurs, la grande variabilité des obstacles qui puissent être rencontrés, nécessite le même degré de vigilance et de robustesse pour leur détection et reconnaissance, quoi qu'ils paraissent pourtant moins menaçants que les escaliers. Nous en citons table, chaise, porte, mur, armoire, canapé, bac à fleurs, etc. Toutes ces difficultés s'intensifient en présence de fonds encombrés ou dans des conditions météorologiques dégradées produisant du bruit dans les images ou dans les signaux acquis par le système.

L'efficacité et la précision : Le système doit détecter les objets de manière fiable et précise. En effet, les obstacles non détectés exposent le non voyant à un risque sérieux d'accident. Quant aux fausses alertes, elles poussent l'utilisateur à ne plus avoir confiance dans le système. Ainsi, un système est d'autant plus efficace que le nombre d'erreurs qu'il

risque de commettre, par défaut ou par excès de détection, soit infime, quelles que soient les conditions environnementales.

Concernant l'étape de la reconnaissance, le système doit identifier rapidement la classe d'appartenance de l'obstacle afin de pouvoir donner à l'utilisateur le temps suffisant pour réagir sans que l'information concernant la distance ne varie par rapport à celle déjà annoncée. Cinq classes sont prédéfinies pour le système de reconnaissance de la canne conçue, à savoir : E.A, E.D, sol, mur, obstacle. La limitation de la base de classification à uniquement cinq classes est un choix accompli dans le but d'alléger le système. Cependant, il est prévu de le doter d'un classifieur extensible afin d'enrichir cette base selon l'environnement de l'utilisateur. La classe "obstacle" regroupe les objets au sol et ceux suspendus. Le système est capable de décrire ces objets en précisant leurs formes, leurs couleurs, leurs dimensions et leurs duretés. Ces descriptions permettent aux aveugles de reconnaître les objets et de se familiariser avec leurs environnements non seulement par l'emplacement de ces objets mais aussi par les couleurs et les formes qui l'entourent.

La contrainte du temps réel : Le terme temps réel possède plusieurs significations suivant le contexte. Dans notre contexte de travail, nous considérons qu'un système est temps réel si l'information après son acquisition et son traitement reste pertinente. En d'autres termes, le système permet d'avertir le non voyant avant que ce dernier puisse réagir. Dans le cas d'un système temps réel, l'information de distance, séparant l'utilisateur de l'objet détecté, prise par le capteur et retournée au non voyant doit être plus ou moins conforme à la distance réelle.

Le tableau 1.1 présente une estimation de la vitesse moyenne de marche pour des randonneurs intermédiaire et ayant des conditions physiques moyennes et aussi pour des randonneurs expérimentés et qui sont en bonne condition physique [Mal]. Les vitesses marquées dans ce tableau nous donnent une idée sur la vitesse moyenne pour les personnes ayant une déficience visuelle si nous les considérons comme des personnes expérimentées mais leurs conditions physiques sont moyennes. Ainsi, nous pouvons définir une nouvelle mesure de vitesse pour ces personnes en prenant la vitesse maximale (resp. minimale) de la première ligne (resp. deuxième ligne) du tableau 1.1.

Le coût : Le coût de la canne blanche électronique doit être à la portée de tous ceux qui ont besoin de cette aide. Notre système utilise une seule caméra visible, qui certes coûte moins cher qu'une caméra infrarouge ou encore d'un système stéréo vision, ainsi que de deux capteurs ultrasons dont le prix reste beaucoup moins cher que ceux des autres capteurs actifs comme le Radar ou le Laser.

Le poids : Un système embarqué sur une canne blanche ne doit pas être encombré

Table 1.1. la vitesse moyenne de marche

Niveau du randonneur	Vitesse de marche sur plat	Vitesse de marche dans les montées	Vitesse de marche dans les descentes
Randonneur intermédiaire et en condition physique moyenne	2,5 à 4 km/h =2500 à 4000m/h =0,7 à 1,1m/s	250 à 350 m/h 0,07 à 0,09 m/s	400 à 500 m/h 0,11 à 0,14 m/s
Randonneur expérimenté et en bonne condition physique	4 km/h 1,11 m/s	350 m/h 0,09 m/s	550 m/h 0,15 m/s

par plusieurs capteurs et matériels ayant grande taille pour ne pas alourdir la canne. Le faible poids de la canne blanche traditionnelle permet à ses utilisateurs de facilement l'entraîner en balayage latéral terre à terre, afin de scanner convenablement leur environnement immédiat. Le poids de la canne blanche électronique, s'alourdit certes, mais ne doit quand même pas empêcher la coutume de balayage afin que l'utilisateur puisse se sentir à son aise par la conservation de ses habitudes.

Il est à constater de ce qui précède, que la solution proposée est un dispositif ressemblant à la base à une canne blanche traditionnelle mais équipée d'un ensemble de capteurs interagissant entre eux de façon à obtenir une canne blanche électronique intelligente et performante.

L'aide des personnes à handicap visuelle se repose principalement sur la phase de détection et de reconnaissance des obstacles qui l'entoure. Cette phase est basée sur l'utilisation d'un ou de plusieurs capteurs de perception. Le choix du (ou des) capteur(s) qu'il convient d'utiliser pour percevoir l'environnement est une étape cruciale dans la réalisation de telles aides. En effet, la sélection doit prendre en compte le principe de fonctionnement de chaque capteur, ses performances et son coût. Le choix des capteurs et des différents composants électroniques équipant le dispositif conçu est soigneusement optimisé suite, à une étude des besoins techniques d'une part et du marché d'autre part. Dans le paragraphe suivante, nous justifions le choix des capteurs de perception utilisés.

1.4.2 Choix des capteurs

Diverses sont les approches existantes dans le domaine de protection des aveugles et de détection des obstacles (voir Annexe C). Le choix du (ou des) capteur(s) doit prendre en compte le domaine de fonctionnement de chaque capteur, ses performances et

également d'autres facteurs notamment le coût, le type de scène, les obstacles à détecter, la portée de détection, la précision souhaitée, le temps de réponse et la résolution.

Le choix d'un système mono-vision semble logique si nous envisageons d'implémenter une technique :

- rapide (temps réel) et moins chère.
- Applicable surtout dans les milieux domestiques pour la détection des murs, des tables, des escaliers, des étagères, ...
- Précision et portée acceptable.

En plus, les caméras fournissent l'information la plus riche qui permet d'identifier le type des obstacles détectés.

La qualité de l'information acquise par une caméra visible est grandement affectée par l'intensité lumineuse et par le contraste de couleur entre les obstacles avec l'arrière-plan. Elle est, aussi, très sensible aux conditions de visibilité difficiles. De plus, ce type de capteur ne permet pas la mesure de la distance séparant l'obstacle détecté à la canne. Cependant, l'utilisation, uniquement, de ce capteur pose certains problèmes. Pour remédier à ces problématiques et offrir plus d'information utile, l'ajout d'un capteur actif sera d'autant important.

Pour un meilleur choix d'un capteur actif, deux tableaux comparatifs sont donnés, le premier (Tableau 1.2) résume les caractéristiques générales des capteurs actifs et le deuxième tableau (Tableau 1.3) synthétise la sensibilité de ces capteurs aux mauvaises conditions climatiques. D'après ces deux tableaux, nous éliminons l'éventualité d'utili-

Table 1.2. Caractéristiques générales des capteurs passifs et actifs

	Principe	Portée	Précision	Prix
Télémètre laser	Transmission et réception d'onde lumineuse	Environ 60 mètres	Elevée (environ de 5 cm)	Très élevé
Radar	Transmission et réception d'onde électromagnétique	Environ 250	moyenne	Elevé
Télémètre ultrason	Transmission et réception d'onde ultrason (onde acoustique)	de 3cm à 3m	Très élevée (de 5mm)	Bas

sation du capteur laser, par contrainte de coût qui est considéré élevé. De même, nous éliminons le radar car il ne permet pas de détecter les obstacles de petites tailles et par ce qu'il est imprécis lors de son calcul de la distance. Ainsi, ces deux capteurs ne répondent pas aux besoins de notre application. Les avantages du capteur ultrasonores

Table 1.3. Sensibilités des capteurs actifs aux mauvaises conditions climatiques

Sensibilité aux mauvaises conditions climatiques	Nuit	Soleil	Neige, pluie, brouillard
Télémètre laser	-	*	**
Radar	-	-	*
Télémètre ultrason	-	-	**
Avec : ****Très sensible ***Sensible **Moyen *Peu sensible -Non sensible			

qui nous encourage à l'utiliser résident dans :

- La facilité d'obtention de l'information de la distance sans recours à un traitement intensif ce qui permet d'alléger considérablement l'application.
- Le coût le plus bas,
- La possibilité d'effectuer ses mesures dans des conditions de faible visibilité qui le rend idéal pour son utilisation la nuit ainsi que le jour.

Le capteur ultrasonore semble être une bonne solution pour notre système et son utilisation s'est montrée judicieuse pour détecter et reconnaître plusieurs objets de différentes formes et tailles. Cependant, la reconnaissance des objets dans des conditions de visualisation variées reste toujours un défi pour les systèmes autonomes.

1.4.3 Description globale du système de la canne

1.4.3.1 Type d'information en retour

Les personnes qui ont perdu leurs sens visuel se basent dans leur vie quotidienne sur les autres sens et plus particulièrement le sens auditif. De ce faite, nous avons essayé de se concentrer dans notre système sur le retour auditif. Dans ce contexte, une variété de sons existe tels que les bips sonores et les notes musicales. Ces notes sonores signalent l'existence d'un obstacle comme elles traduisent la distance réelle en fonction des variations des tons des notes qui deviennent plus aiguës lorsque l'obstacle est proche. Ce moyen permet à l'utilisateur d'éviter tout risque de collision avec les obstacles détectés mais sans qu'il connaisse leurs types. Ce principe de fonctionnement met le non voyant dans l'absolu. En outre, l'utilisation de ce type de retour ne permet pas au non voyant de s'interagir avec son environnement, de sentir le confort et la sécurité, de s'informer de quel objet s'agit il d'une part pour trouver sa destination (table, escalier, chaise, ...), d'autre part pour connaître à quoi ressemble la scène dans laquelle ils se trouvent. À la différence d'une note sonore, les messages vocaux permettent la description des objets et la détermination de la distance.

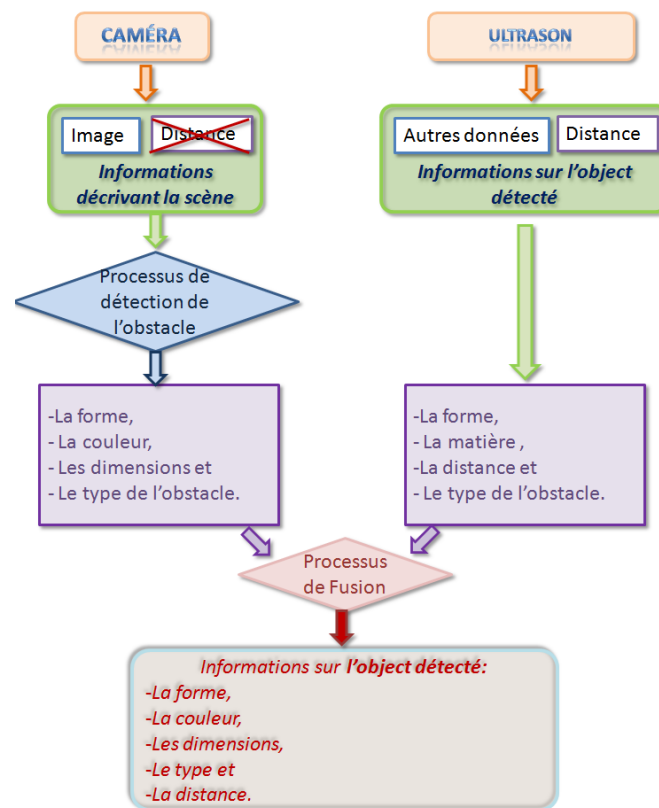


Figure 1.9. Récupération, traitement et envoi des données

La canne blanche à multi-capteurs est supposée acquérir la scène qui lui est exposée par les deux types de capteurs choisis : ultrasoniques et caméra optique. Leurs données, de natures différentes, sont d'abord traitées puis analysées séparément. Ainsi chaque type de données permettrait, selon ce qu'il peut contenir comme informations utiles, de déceler les constituants de la scène et aussi d'attribuer à chacun, une ou plusieurs étiquettes correspondant à des paramètres le caractérisant. Certains paramètres, tels que la forme et la position, sont obtenus à la fois des données issues des capteurs ultrasonores et celles issues de la caméra. Ce genre de paramètres contribue à l'opération de recalage de l'image optique avec le signal ultrasonore acquis de la scène. D'autres paramètres sont propres à un type de données, comme la distance l'est aux données ultrasonores et la couleur l'est aux données optiques. Ces paramètres s'attribuent conjointement à un objet de la scène suite à l'opération de recalage, permettant ainsi une fusion de toutes les données. La figure 1.9 résume la technique de récupération des données et les informations renvoyées au non voyant.

L'information de retour est fournie sous forme de code. Ce code est envoyé par

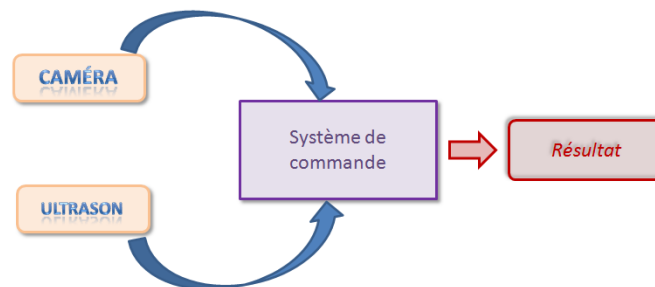


Figure 1.10. Emplacement du système de commande

Bluetooth à une oreillette, ciblant un message bien précis à réciter. Il y a deux types de messages à délivrer :

1. **Messages à délivrer systématiquement en cas de présence d'obstacles :**
Pour ce type l'information renvoyée détermine le type de l'objet (E.A ou E.D, obstacle mou ou dur), sa localisation (en face, légèrement à droite ou à gauche) et la distance (à environ 1 mètre et 40 centimètres).
2. **Messages à la demande :** Pour ce type, l'information renvoyée définit la forme (plane, carrée, cylindre, ...) et la couleur (blanche, rouge, noir, ...) des objets.

1.4.3.2 Matériel et méthodes

Le contrôle de fonctionnement des capteurs, de traitement de leurs données et d'envoi du résultat nous exigent l'utilisation d'un système de commande comme il est illustré dans la figure 1.10. Ce système permet de gérer tout le processus commençant par l'activation de nos capteurs jusqu'à l'envoi du résultat à l'utilisateur. Une étude bibliographique est menée dans [CB12] afin de réaliser un bon choix de matériel. Deux critères majeurs ont été respectés : l'efficacité et le prix modéré. Pour ceci, un compromis qualité/prix s'est imposé.

1.4.3.3 Conception et réalisation de la canne

La canne blanche se présente sous plusieurs types telle que les cannes blanche pliantes, des cannes à embouts roulants, des cannes à pommeaux, etc. Ceci nous montre que la canne blanche n'a pas de conception unique et du coup il nous donne plus de liberté lors de la conception de notre canne. Par contre, il nous faut garder toujours la couleur blanche qui joue un rôle signalétique aux autres personnes. Malgré cette liberté, l'étape de conception de la canne reste toujours l'étape la plus cruciale. En faite, la détection des obstacles au sol et au niveau de la tête à l'aide des capteurs US exige le

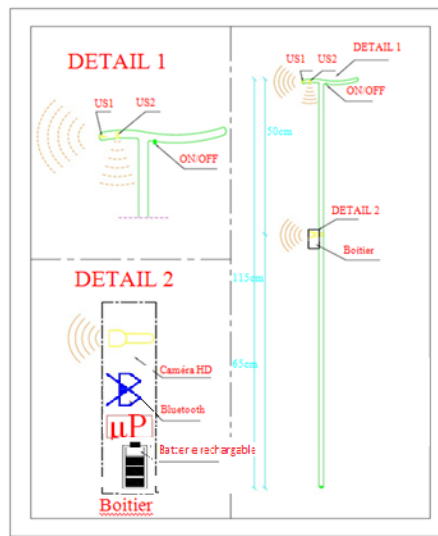


Figure 1.11. La conception de la canne

bon choix de l'orientation de ces capteurs. La difficulté ne se résume pas uniquement à ce niveau mais aussi, à l'emplacement de la caméra pour qu'elle puisse capter tous les objets situés au niveau du corps de l'utilisateur. Une étude portée sur l'angle d'inclinaison de la canne blanche lors de son utilisation, nous a montré que cet angle dépend de la largeur des épaules de l'utilisateur [c1109].

La conception du modèle que nous proposons est détaillée dans la figure 1.11 : La tête de la canne contient :

- Un bouton poussoir permettant sa mise en marche et son arrêt.
- Un capteur ultrason US1 "LV-EZ4" dirigé vers le haut pour détecter des obstacles en hauteur et estimer leurs distances.
- Un capteur ultrason US2 "LV-EZ0" dirigé vers le bas pour détecter et reconnaître les obstacles au sol et estimer leurs distances.

Le boîtier qui se trouve au milieu de la canne contient :

- La carte électronique et le processeur.
- La caméra visible intégrée sur la carte pour localiser les obstacles.
- Le module Bluetooth : liaison RF avec l'oreillette.
- Une batterie rechargeable au secteur pour l'alimentation des composants.

L'extrémité de canne contient :

- Une roulette à bille pour faciliter le déplacement.

Cette conception nous a amené à la création d'un dispositif électronique multimédia, présentant le maximum d'efficacité, de confort et de sécurité pour une personne aveugle.

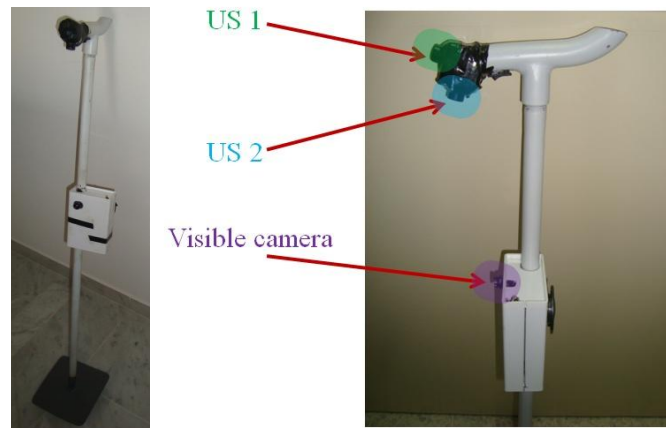


Figure 1.12. Prototype conçu

La création de cet outil a été notre intérêt pendant plusieurs mois. Différentes difficultés d'ordre technique et pratiques ont été affrontées et surmontées. Enfin, nous avons pu réaliser un premier prototype.

Le dispositif réalisé est considéré en tant que prototype de recherche, destiné à prendre des acquisitions US et optiques afin d'évaluer nos travaux de recherches effectués pour l'obtention du produit final orné de toutes ses capacités. Ce prototype est assez simple avec un coût minimisé d'une canne blanche électronique. La figure 1.12 montre le résultat de la canne blanche réalisée avec ses deux capteurs ultrasonores et le boîtier blanc qui contient la caméra visible et l'ensemble du matériel.

Une étude comparative entre les cannes blanches électroniques et notre dispositif est présentée dans le Tableau 1.4. Cette étude montre l'apport du dispositif proposé par rapport à l'existant, en déterminant les avantages et les inconvénients de l'ensemble des dispositifs en se basant sur la nature et le positionnement des objets détectés, la nature et le nombre des capteurs employés, le type de l'information du retour, le prix du dispositif, etc...

Table 1.4. Etude comparative entre les cannes blanches électroniques

Nom du dispositif	Avantages	Inconvénients
Tom Pouce	<ul style="list-style-type: none"> - Détecter les objets au sol et au niveau de la tête, - La distance de détection est égale à 4m. 	<ul style="list-style-type: none"> - Utilisation d'un télémètre infrarouge, - Retour sous forme de vibration,

		<ul style="list-style-type: none"> - Outil destiné uniquement aux débutants, - Nécessite une formation, - très chers.
Téléact	<ul style="list-style-type: none"> - Détecter les objets au sol et en hauteur. 	<ul style="list-style-type: none"> - Utilisation d'un capteur laser, - Détection jusqu'à quinzaine de mètre, - Retour sous forme des notes musicales (28 notes), - Outil destiné uniquement aux utilisateurs avancés, - Retour sous forme de vibration, - Nécessite une formation pour l'identification des tonalités musicales ainsi que leurs vitesses et leurs variations, - très chers.
C5 laser Cane	<ul style="list-style-type: none"> - Détecter les objets au sol et au niveau de la tête, - La distance de détection est égale à 3.5m. 	<ul style="list-style-type: none"> - Utilisation de trois capteurs laser, - Retour sous forme des signalisations sonores ou vibration, - Nécessite une formation, - très chers.
Ultra cane	<ul style="list-style-type: none"> - Utilisation d'un capteur ultrasonore - Détecter les objets au sol et au niveau de la tête, - La distance de détection est égale à 4m. 	<ul style="list-style-type: none"> - Retour sous forme de vibration - Nécessite une formation, - très chers.

Bat K sonar	<ul style="list-style-type: none"> - Utilisation d'un capteur ultrasonore. 	<ul style="list-style-type: none"> - Ne détecte pas les objets au niveau de la tête, - Retour sous forme des signalisations sonores ou vibration, - Nécessite une formation, - très chers.
Smart cane	<ul style="list-style-type: none"> - Utilisation d'un capteur ultrasonore. 	<ul style="list-style-type: none"> - Retour sous forme des signalisations sonores ou vibration, - Le système oriente l'utilisateur pour éviter l'obstacle, - Nécessite une formation, - très chers.
Smart Wand	<ul style="list-style-type: none"> - Détecter les objets au sol et au niveau de la tête, - Détecter les couleurs des objets et la luminosité de l'environnement. 	<ul style="list-style-type: none"> - Utilisation d'un grand nombre de capteurs : capteur à ultrasons, capteur de couleur et capteur de luminosité, - Retour sous forme des vibration, - Nécessite une formation, - très chers.
Smart Vision	<ul style="list-style-type: none"> - Recherche de la destination de l'utilisateur, - Optimiser ses trajectoires. 	<ul style="list-style-type: none"> - Utilisations d'un grand nombre de capteurs : GPS, Wifi, et Stéréovision, - Retour sous forme de vibration, - Nécessite une formation, - très chers.
[RYA ⁺ 12] 'n'a pas de nom'		<ul style="list-style-type: none"> - Utilisation d'une caméra stéréovision, - Retour sous forme des signalisations sonores, - très chers.

Recognize cane	<ul style="list-style-type: none"> - Reconnaître les objets les plus courants, 	<ul style="list-style-type: none"> - Utilisations d'un grand nombre de capteurs : détecteur d'eau, capteur d'humidité ambiante, capteur infrarouge, capteur de luminance et capteur de luminosité, - très chers.
La nouvelle canne proposée	<ul style="list-style-type: none"> - Utilisation de deux capteurs à ultrasons et une caméra visible, - Détection des objets au sol et les objets au niveau de la tête, - Détection des escaliers : ascendant ou descendant - Reconnaissance des objets les plus fréquents : objets sous forme de cube, cylindre, ..., - Définitions de la nature des objets : dur ou mou, - Définition des couleurs des obstacles : rouge, vert, bleu, ..., - Détermination de la distance à l'obstacle, - Retour de l'ensemble des information sous forme de message vocale. 	<ul style="list-style-type: none"> - La canne est construite pour l'environnement intérieur.

1.5 Situation et objectifs de la thèse par rapport au projet

Après avoir présenté notre projet de canne blanche électronique et défini les différentes fonctionnalités offertes par ce système, nous présentons, dans cette partie, la situation de nos travaux de thèse par rapport au projet.

L'objectif majeur de cette thèse est, principalement, l'utilisation des signaux ultra-

sonores pour la détection et la reconnaissance de formes. Nous portons, dans le présent travail, un intérêt particulier aux obstacles qui présentent une sérieuse menace à la sécurité des non voyants. Nous citons spécialement le danger posé lors du changement de l'état du sol. Dans ce cas, un seul capteur à ultrasons, fixé à la canne et dirigé vers le bas, sera employé pour le développement, d'une base de données assurant le développement et le test de notre système. L'implémentation d'un tel système possède de nombreux aspects, commençons par la détection d'un obstacle jusqu'à l'analyse et l'identification de la nature de l'objet détecté.

1.5.1 La détection et la reconnaissance robuste de l'état du sol

Nos travaux de thèse sont basés sur l'utilisation d'un seul capteur à ultrason. Utilisant les données de ce capteur, le système de détection proposé vise à la reconnaissance du changement de l'état du sol. Une telle fonctionnalité est importante dans un système d'aide destiné aux personnes à déficience visuelle. En effet, un nombre important d'escaliers apparaît dans notre environnement. L'incapacité de reconnaître ces objets peuvent entraîner un vrai danger pour la sécurité de ces gens. De ce fait, la détection de ce types d'obstacles nous a paru assez nécessaire que d'autres types d'objets.

1.5.2 La détermination de la proximité des escaliers par rapport à l'utilisateur

Les données du capteur ultrasonore permettent de déterminer la proximité des obstacles par rapport à l'utilisateur sans faire recours à des calculs intensifs.

Les concepts de base d'implémentation de notre système de reconnaissance de l'état du sol sont présentés sur la figure 1.13.

Représentation et caractérisation des objets : L'état du sol est de type varié, il est donc nécessaire de déterminer certaines de leurs caractéristiques descriptives pour pouvoir les différencier. L'ensemble de tels attributs servent alors à la caractérisation des objets. Diverses primitives peuvent être extraites à partir du signal ultrasonore telles que les descripteurs de texture, de forme ou d'apparence.

Classification et reconnaissance : Le concept de classification et de reconnaissance consiste à reconnaître un nouvel objet et prédire la catégorie (classe) à laquelle il pourrait appartenir. Ce processus est basé sur la comparaison des primitives présentant cet objet avec celles des catégories connues.

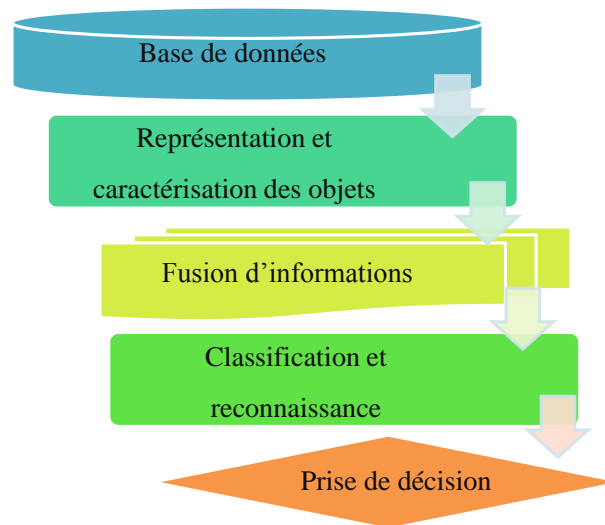


Figure 1.13. Les concepts de bases de notre système de détection et de reconnaissance des objets.

Fusion d'informations : La fusion d'informations est une étape primordiale qui doit être introduite dans les concepts de base d'un système multi-sources. Ce processus consiste à combiner différentes informations issues de diverses sources de données dont le but est d'améliorer la prise de décision et les performances du système. La fusion se repose sur des concepts importants adaptés aux applications.

Prise de décision La dernière étape de notre système de détection et de reconnaissance, consiste à prendre une décision unique de l'ensemble des résultats de l'étape de classification ou de la fusion. Cette décision est prise par un critère de décision tels que le maximum des votes, le maximum de possibilité, le maximum de probabilité, la similarité maximale, etc.

1.6 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons défini le contexte de ce travail (figure 1.14) lié au développement d'une canne blanche électronique. Pour ce faire, une définition du cahier de charges du projet est effectuée. Elle est commencée par l'étude et l'analyse des différents outils d'aide à la locomotion des personnes à déficience visuelle présents sur le marché, tout en définissant leurs avantages et leurs inconvénients. Cette étude nous a permis de définir certains éléments du cahier de charges. Ensuite et pour plus d'efficacité, nous avons étudié les besoins et les difficultés liés aux personnes à déficience visuelle.

Cette deuxième étude a permis de mettre à jour (ajouter, modifier ou supprimer certains éléments) notre cahier de charges. Enfin, une analyse de l'ensemble des études est faite dont le but est d'avoir un cahier de charges qui répond aux besoins et aux exigences des personnes non voyantes. Ce cahier de charges est utilisé par la suite pour la conception et la réalisation d'un prototype de canne blanche électronique. A la fin de ce chapitre, nous avons présenté l'objectif et la situation de notre thèse par rapport au projet qui consiste à la reconnaissance de l'état du sol en se basant sur des signaux ultrasonores.

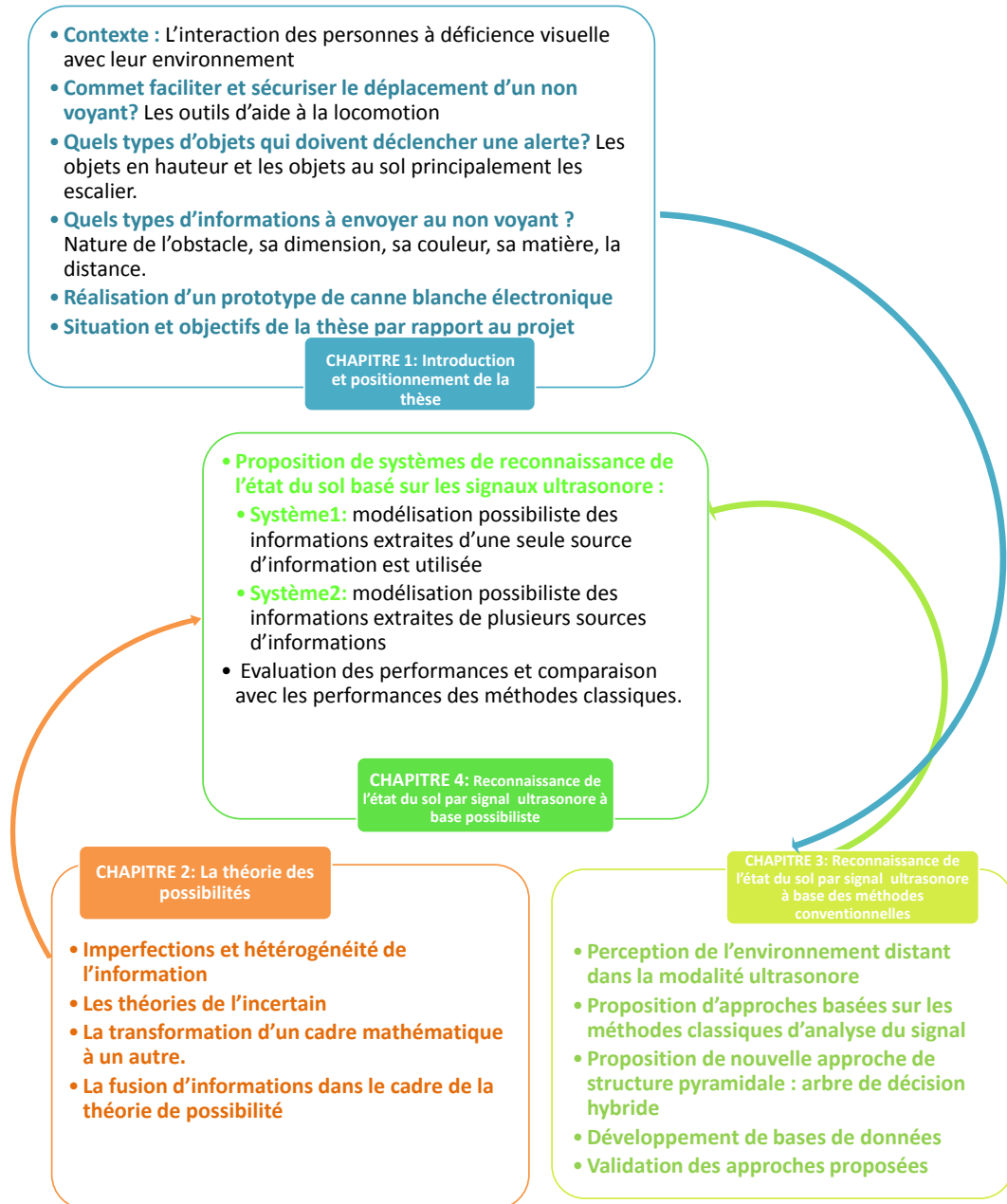


Figure 1.14. Structuration de la thèse.

Chapitre 2

La théorie des possibilités

2.1 Introduction

Dans le domaine des systèmes d'aide à la décision, les informations traitées sont souvent imparfaites. Ces imperfections sont de formes multiples : incertitude, imprécision, etc.

Un système est considéré robuste s'il est apte à aider son utilisateur à prendre une décision quelque soit les perturbations extérieures qui peuvent affecter l'information. Un tel système nécessite alors de tenir compte de l'imperfection dans la représentation de l'information. Il faut donc des méthodes performantes capables de modéliser ces imperfections afin de simuler leur effet et prévoir de les compenser. Parmi ces théories nous citons : les probabilités, les probabilités imprécises, les ensembles flous, l'évidence et les possibilités.

La théorie des possibilités est capable, à la fois, de modéliser différents types d'informations (numérique, symbolique, qualitative, etc.) et de manipuler différentes formes d'imperfection (ambiguïté, imprécision, etc.). Pour séparer les notions d'imperfection et d'ambiguïté, prenons l'exemple d'une estimation de masse : l'information imprécise "la masse est environ 50Kg", l'information ambiguë "une masse est lourde". La théorie des possibilités fournit deux indicateurs sur l'occurrence d'un événement, un premier indicateur concernant la possibilité d'occurrence de cet événement et un deuxième indicateur sur l'imprécision qui entache l'information qui décrit l'événement, une fois elle a lieu. Ces deux indicateurs peuvent être combinés ensemble pour construire une décision de qualité. Par ailleurs, cette théorie permet de fusionner des informations multi-sources en utilisant des opérateurs mathématiques simples (i.e. min, max, etc.).

Nous portons, une attention toute particulière à la théorie des possibilités car l'in-

formation que nous traitons est imprécise et ambiguë. En effet, pour la détection et la reconnaissance de l'état du sol, nous avons choisi un capteur ultrasonore qui présente l'avantage d'être un capteur bon marché, mais au prix d'une précision moyenne sur l'information qu'il apporte.

Dans ce chapitre, nous définissons les caractéristiques générales de l'information portée par les données et présentons un aperçu des approches et des théories de représentation et de traitement de l'information prenant en compte les différentes formes d'imperfection. Le principe de fusion d'informations possibilistes est abordé.

2.2 Imperfection et hétérogénéité de l'information

Une information est une collection de symboles ou de signes produits soit par l'observation de phénomènes naturels ou artificiels, soit par l'activité cognitive humaine. Ces observations et activités sont émaillées d'imperfection, ce qui donne naissance à des informations imparfaites. L'imperfection de l'information se manifeste sous multiples formes dont l'imprécision, l'incertitude, l'ambiguïté, l'incomplétude ou le conflit.

Une brève description de ces différentes formes d'imperfection est présentée dans la suite de cette partie.

2.2.1 Incertitude

L'incertitude fait référence à la **"qualité"** de l'information traduisant la réalité de sa réalisation. Une information est dite incertaine s'il est impossible de juger la vérité binaire (vrai/faux) de cette information.

2.2.2 Imprécision

Ce type d'imperfection fait référence au **"contenu"** de l'information. Ainsi, lorsque nous ne disposons pas de variables, caractéristiques, etc. pour décrire clairement le contenu informationnel, l'imperfection est appelée imprécision.

2.2.3 Ambiguïté

L'ambiguïté d'une information est le fait que celle-ci entraîne deux ou plusieurs interprétations car ses limites ne sont pas connues.

2.2.4 Incomplétude

L'incomplétude représente le manque d'informations apportées par la source. Elle peut être mesurée par la différence entre la quantité d'informations réellement fournies par la source et la quantité d'informations que la source devrait fournir.

2.2.5 Conflit

Le conflit caractérise deux ou plusieurs informations conduisant à des interprétations contradictoires et donc incompatibles.

2.3 Cadre mathématique et théories de l'incertain

2.3.1 Théorie des probabilités

Les approches probabilistes se basent sur un cadre mathématique rigoureux qui est la théorie des probabilités. Cette théorie est employée dans les systèmes de modélisation d'information imparfaite du type incertitude, dans la fusion de l'information et dans les systèmes d'aide à la décision.

Dans le cadre de la théorie des probabilités, l'information est modélisée à l'aide d'une distribution de probabilités $p(\cdot)$. Disposant de cette modélisation, la seule connaissance disponible sur la réalisation de divers singletons x_n , $n = 1, \dots, N$ est $p(x_n)$ qui désigne la probabilité pour que x_n se produise :

$$\begin{aligned} p : \Omega &\rightarrow [0, 1] \\ x_n &\mapsto p(x_n) \end{aligned} \tag{2.1}$$

Cette application doit, nécessairement, vérifier la condition de normalisation suivante : $\sum_{x_n \in \Omega} p(x_n) = 1$. La probabilité $P(A)$ d'un événement $A \subseteq \Omega$, désigne la somme des probabilités élémentaires pour la réalisation de tous les singletons constituant l'évènement A tel que $P(A) = \sum_{x_n \in A} p(x_n)$. Elle doit vérifier les axiomes suivants :

- $P(\Omega) = 1, P(\phi) = 0$
- $P(A \cup B) = P(A) + P(B)$: Si $A, B \subseteq \Omega$ et $A \cap B = \phi$
- $P(A) + P(A^c) = 1$, avec A^c l'évènement complémentaire de A

La théorie de probabilité présente diverses avantages cités précédemment. Néanmoins, elle souffre de plusieurs limitations, qui ont été analysées par plusieurs travaux [RNM03][MBBR06][Wal96]. Nous en citons particulièrement celle où l'information est imparfaite et l'imperfection n'est pas de type incertitude mais plutôt de type ambi-

guité. Ce type d'imperfection se présente notamment dans le cadre de la modélisation du raisonnement humain.

2.3.2 Théorie de l'évidence

Bien que les concepts de base de la théorie de l'évidence ont trouvé leur origine au XVIIe siècle dans les travaux du mathématicien Jacob Bernoulli aux années 1654-1705, et ensuite dans les travaux de Johann Heinrich Lambert aux années 1728-1777, les fondements de cette théorie n'ont été posés qu'en 1967 par Arthur Dempster. Puis, Shafer [TY11] a montré leur intérêt pour la modélisation des informations imprécises ou incertaines, provenant des sources redondantes, complémentaires ou éventuellement non indépendantes. Cette modélisation repose sur la définition des fonctions de masse m appelées aussi masses de croyance, de crédibilité Cr et de plausibilité Pls [BM94a]. Dans le cadre de la théorie de l'évidence, l'ensemble Ω est appelé cadre de discernement. La fonction de masse $m(\cdot)$ caractérise la croyance en la réalisation d'un évènement A . Elle est définie alors par :

$$m : 2^\Omega \rightarrow [0, 1] \quad A \mapsto m(A) \quad (2.2)$$

où la notation 2^Ω désigne les ensembles que nous pouvons former par les éléments de Ω .

Cette fonction de masse vérifie les propriétés suivantes :

- $m(\phi) = 0$
- $\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$

La masse de croyance est répartie sur les hypothèses singletons x_n et aussi sur les hypothèses combinées contrairement à la probabilité qui ne traite que les singletons.

La fonction de crédibilité $Cr(\cdot)$ est définie dans $[0, 1]$ par :

$$Cr(A) = \sum_{B \subseteq A, B \neq \phi} m(B) \quad (2.3)$$

Où $B \subseteq A$ est équivalent à l'ensemble de toutes les disjonctions de A , c'est à dire $B \in 2^A$. Cette fonction de crédibilité doit vérifier la propriété suivante : $Cr(\phi) = 0$.

La fonction de plausibilité $Pl(\cdot)$ permet de mesurer l'intensité avec laquelle nous ne doutons pas en A . Egalemeent, elle peut s'interpréter comme la croyance maximale en A . Cette fonction est définie à partir de la fonction de crédibilité par :

$$Pl(A) = \sum_{A \cap B \neq \phi} m(B) = 1 - Cr(A^c) \quad (2.4)$$

Où A^c représente le complément de l'évènement A .

La théorie de l'évidence permet, comme la théorie des probabilités, de représenter à la fois l'incertitude et certains types de l'imprécision, mais ne modélise pas l'ambiguïté de l'information. Ainsi, la modélisation de l'ambiguïté et l'imprécision de l'information reste encore un problème à résoudre. Un nouveau cadre alternatif (i.e. théorie des ensembles flous et la théorie des possibilités) a été proposé afin de manipuler l'information ambiguë et imprécise et de traiter des informations de nature non probabiliste.

2.3.3 Théorie des ensembles flous

La théorie des ensembles flous, introduite par Zadeh [Zad65] en 1965, représente un cadre bien adapté à la modélisation de l'information vague telle que les descriptions du langage humain ("petit, court, grand, ...") où les limites sont mal définies. Ceci signifie que la théorie des ensembles flous offre la possibilité de modéliser l'ambiguïté de l'information.

Avant l'apparition de la logique floue, les deux situations potentielles pour un élément : soit il appartient, soit il n'appartient pas à un ensemble, étaient les situations uniques dans la théorie des ensembles classiques. La notion de l'appartenance partielle, c'est à dire qu'un élément peut appartenir plus ou moins à un ensemble, a été introduite par Zadeh. Un ensemble flou A de Ω , caractérisé par sa fonction d'appartenance μ_A , est définie par :

$$\mu_A : \Omega \rightarrow [0, 1] \quad x_n \mapsto \mu_A(x_n) \quad (2.5)$$

où $\mu_A(x_n)$ représente le degré d'appartenance de x_n à A . Il en découle de cette définition que :

- Si $\mu_A(x_n) = 0$ signifie que x_n n'appartient pas à A .
- Si $\mu_A(x_n) = 1$ signifie que x_n appartient uniquement à A .
- Si $0 < \mu_A(x_n) < 1$ signifie que x_n appartient partiellement à A .

L'union et l'intersection de deux ensembles flous A et B définis sur Ω sont données par :

- $\forall x_n \in \Omega : \mu_{A \cup B}(x_n) = \max(\mu_A(x_n), \mu_B(x_n))$
- $\forall x_n \in \Omega : \mu_{A \cap B}(x_n) = \min(\mu_A(x_n), \mu_B(x_n))$

Pour tenir compte de l'ambiguïté, de façon analogue à la logique floue, mais tout en modélisant l'incertitude et l'imprécision décrite par la théorie de l'évidence, la théorie des possibilités offre un cadre théorique idéal pour l'analyse des données en vue d'une prise de décision.

2.3.4 Théorie des possibilités

La théorie des possibilités a été introduite par Zadeh en [Zad78], ensuite développée par Dubois et Prade en 1988 [DP88]. Cette théorie est dérivée de la théorie des ensembles flous. Ainsi, tous les outils définis dans la théorie des ensembles flous peuvent être étendus pour qu'ils soient applicables dans la théorie des possibilités [Kin67][BMK⁺03]. Les fonctions d'appartenance cèdent leur place aux distributions de possibilités π pour représenter à la fois l'imprécision, l'incertitude et l'ambiguïté. Contrairement à la théorie des probabilités et celle des ensembles flous. Cette théorie permet de caractériser les événements par deux mesures, la possibilité Π , et la nécessité N .

Dans la suite de cette section, les différents aspects de la théorie des possibilités tels que : la distribution de possibilités, la mesure de possibilité et la mesure de nécessité, sont exposés.

2.3.4.1 Distribution de possibilités

Une distribution de possibilités notée π est une application de l'univers de discours Ω vers $[0, 1]$. Elle traduit une connaissance partielle sur l'univers Ω .

Considérons l'univers Ω composé de K singletons $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_K\}$. La distribution de possibilités $\pi(\cdot)$ est considérée la seule connaissance sur la réalisation des singletons. $x_n, n = 1, 2, \dots, K$.

Trois cas de connaissance peuvent être définis par une distribution :

- Information complète : $\exists x_0, \pi(x_0) = 1$ et $\forall x_n \neq x_0 \in \Omega, \pi(x_n) = 0$
- Ignorance totale : $\forall x_n \in \Omega, \pi(x_n) = 1$ (tous les singletons de Ω sont possibles)
- Distribution de possibilités incertaine : Dans ce cas, une fonction dite non-spécificité est utilisée pour renseigner sur le degré d'incertitude de l'information, définie plus tard par l'équation (2.42).

2.3.4.2 Hauteur, noyau et support d'une distribution de possibilités

Une distribution de possibilités π est caractérisée, principalement, par sa hauteur, son noyau et son support (cf.figure 2.1).

La hauteur d'une distribution de possibilités, $h(\pi)$, est considérée comme la valeur maximale de celle ci. Cette valeur décrit le degré de consistance de réalisation des singletons ; c'est à dire elle détermine le ou les singletons ayant la compatibilité la plus élevée des connaissances fournies avec les connaissances réelles.

$$h(\pi) = \max_{x \in \Omega} \pi(x) \quad (2.6)$$

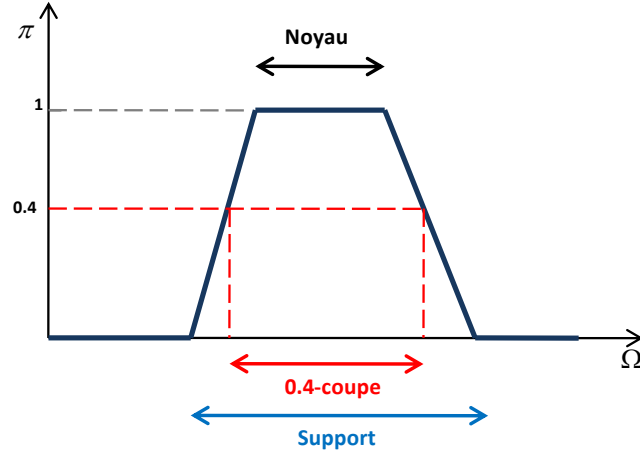


Figure 2.1. Caractéristiques d'une distribution de possibilités

Lorsque la hauteur d'une distribution de possibilités est égale à 1, $h(\pi) = 1$, la distribution de possibilités est dite normale et le ou les singletons, ayant une possibilité égale à cette hauteur, construisent ce que nous appelons le noyau d'une distribution de possibilités.

Le support d'une distribution de possibilités est la partie de Ω dont la possibilité est non nulle.

La coupe de niveau π_α , notée α -coupe, d'une distribution de possibilités est considérée comme étant le sous ensemble algébrique de singletons dont le degré de possibilité est supérieur ou égal à la valeur de α .

2.3.4.3 Mesure de possibilité et de nécessité

Considérons un cadre de discours Ω , nous attribuons à chaque événement, sous-ensemble de Ω un coefficient entre 0 et 1 évaluant à quel point cet événement est possible : c'est la mesure de possibilité. Cette mesure notée Π se déduit de la distribution de possibilités par :

$$\Pi(A) = \max_{x_n \in A} (\pi(x_n)) \quad (2.7)$$

Elle vérifie les axiomes suivants [Zad99] :

$$\forall A \subseteq \Omega, (\Pi(\emptyset) = 0) \leq \Pi(A) \leq (\Pi(\Omega) = 1) \quad (2.8)$$

$$\forall A, B \subset \Omega, (\Pi(A \cup B) = \max(\Pi(A), \Pi(B))) \quad (2.9)$$

Nous pouvons déduire des deux équations (2.8) et (2.9) que :

$$\forall A \subset \Omega, \quad \max(\Pi(A), \Pi(\bar{A})) = 1 \quad (2.10)$$

L'équation (2.10) exige que la distribution de possibilités soit normalisée.

La mesure de possibilité est insuffisante pour caractériser la réalisation d'un événement car elle n'est pas capable de discriminer deux situations extrêmes :

– L'ignorance totale :

$$\Pi(A) = 1 \text{ et } \Pi(\bar{A}) = 1 \quad (2.11)$$

– La certitude totale :

$$\Pi(A) = 1 \text{ et } \Pi(\bar{A}) = 0 \text{ d'un événement } A. \quad (2.12)$$

Dans les deux cas, $\Pi(A)$ vaut 1, l'événement A est complètement possible. Il est donc nécessaire de compléter la mesure de possibilité par une mesure de nécessité (ou de certitude) que l'événement soit réalisé.

Elle est définie comme la mesure de l'impossibilité de l'événement opposé :

$$\forall A \subset \Omega, N(A) = 1 - \Pi(\bar{A}) \quad (2.13)$$

La mesure de nécessité $N : \Omega \rightarrow [0, 1]$ vérifie les axiomes suivants [Dem67] :

$$\forall A \subseteq \Omega, (N(\emptyset) = 0) \leq N(A) \leq (N(\Omega) = 1) \quad (2.14)$$

$$\forall A, B \subset \Omega, (N(A \cap B) = \min(N(A), N(B))) \quad (2.15)$$

Dans la théorie des possibilités, la certitude est modélisée par une mesure de possibilité élevée et une mesure de nécessité élevée. La certitude absolue est traduite par une mesure de possibilité $\Pi(A) = 1$ et une mesure de nécessité $N(A) = 1$.

L'impossibilité est traduite par une mesure de possibilité nulle $\Pi(A) = 0$ et une mesure de nécessité nulle $N(A) = 0$.

Un degré de possibilité est la borne supérieure d'un degré de probabilité et le degré de nécessité est sa borne inférieure étant donné qu'un événement certain doit être probable et celui probable doit être possible [DP90] :

$$N(A) \leq P(A) \leq \Pi(A) \quad (2.16)$$

2.4 Transformation de distribution de probabilités en distribution de possibilités

Dans certains contextes, où l'information est entachée d'ambiguïté, d'incertitude, etc., le passage d'un cadre théorique à un autre tel que le passage de la théorie de probabilité à celle de possibilité est fondamental. Ceci est dans le but de traiter les différentes formes d'imperfections de l'information dans un cadre unique. Dans ce contexte, plusieurs auteurs ont proposé des approches permettant la transformation d'une distribution de probabilités en une distribution de possibilités telles que Civanlar et Trussell[CT86a], Sandri [San91b], Jumarie [Jum94], Dubois et Prade [DP85][DPS93], Klir [KP92] et plus récemment Mouchaweh [Mou02] et Masson [MD06].

Dans la suite de cette partie, nous détaillons les conditions de qualité pour une distribution de possibilités. Par la suite, nous présentons l'approche de Masson et Denoeux [MD06] ainsi que sa dérivée améliorée par la procédure de calcul de Masson [MD06], qui généralise la transformation asymétrique de Dubois et Prade [DPS93]. Cette approche ne se base plus sur des mesures de probabilité mais plutôt sur des intervalles de confiance (ICs) de probabilités.

2.4.1 Conditions de qualité

La construction d'une distribution de possibilités π à partir d'une distribution de probabilités p est basée sur trois critères : le principe de cohérence, le principe de conservation de forme et le principe de maximum de spécificité.

Principe de cohérence : Le principe de cohérence est d'abord défini par Zadeh [Zad78]. Ce principe découle de l'énoncé suivant : "Un évènement probable doit être possible". En effet, un évènement improbable peut être complètement possible (partie (a) de la figure 2.2), alors qu'un évènement impossible est nécessairement improbable (partie (b) de la figure 2.2). Ainsi, un degré de possibilité élevé n'implique pas que le degré de probabilité est aussi élevé (exemple (c) de la figure 2.2). Egalement, un degré de probabilité faible n'implique pas un degré de possibilité faible (exemple (c) de la figure 2.2).

Dans [DPS93], Dubois et Prade ont traduit le principe de cohérence de Zadeh comme suit : Soit p une distribution de probabilités dont P est la mesure de probabilité, toute distribution de possibilités π dont la mesure Π donnée par l'Eq.(2.7) est cohérente avec la distribution de probabilités p . Autrement dit, toute distribution de possibilités satisfaisant la condition de cohérence, peut être vue comme un majorant de la distribution

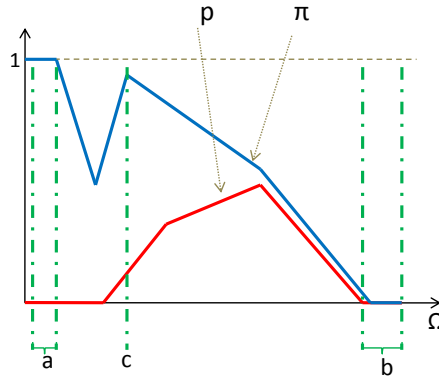


Figure 2.2. Un exemple illustratif du principe de cohérence.

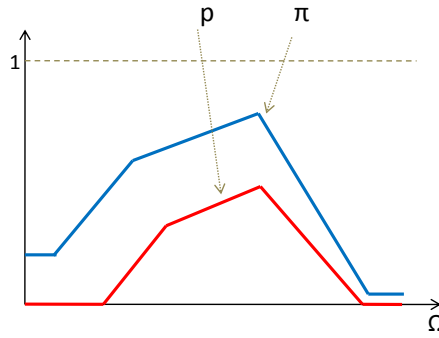


Figure 2.3. Un exemple illustratif du principe de conservation de forme.

de probabilités comme décrit par l'Eq.(2.17). Dans ce cas, nous disons que π domine p (Figure 2.2).

$$\forall A \subseteq \Omega, \Pi(A) \geq P(A) \quad (2.17)$$

Principe de conservation de formes : Des nouvelles contraintes ont été ajoutées par Dubois et Prade afin de conserver la forme d'une distribution [DPS93]. Ce principe est donné par :

$$p_i < p_j \Leftrightarrow \pi_i < \pi_j \forall i, j \in 1, \dots, K \quad (2.18)$$

où $p_i = P(\{x_i\})$ et $\pi_i = \Pi(\{x_i\})$, $\forall i \in 1, \dots, K$

La figure 2.3 illustre le principe de conservation de forme d'une distribution.

Principe de maximum de spécificité : Nous disons que π_i est plus spécifique que π_j si $\pi_i \leq \pi_j$, tel qu'il est illustré sur la figure 2.4.

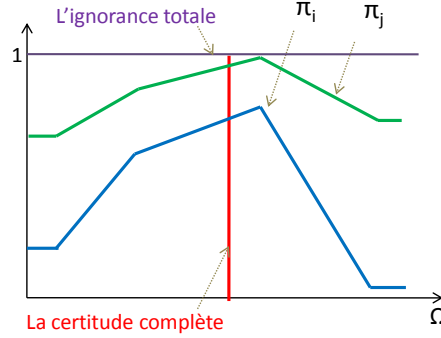


Figure 2.4. Un exemple illustratif du principe de maximum de spécificité.

2.4.2 Transformations symétrique et asymétrique de Dubois et Prade

Soit $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_K\}$ un univers de discours, et considérons $p = (p_1, p_2, \dots, p_K)$ une distributions de probabilités définie sur Ω . Dans [DPS93], Dubois et Prade ont proposé, dans un premier temps, une transformation symétrique donnée par l'équation 2.19 :

$$\pi_i = \sum_{j=1}^K \min(p_i, p_j), \forall i = 1, \dots, K \quad (2.19)$$

Notons que la transformation symétrique de Dubois et Prade ne respecte que la condition de cohérence.

Une nouvelle transformation a été présentée, par la suite, appelée transformation asymétrique de Dubois et Prade qu'ils ont qualifiée d'être optimale. Cette transformation cherche toujours à ce que la distribution de possibilités obtenue soit la plus appropriée et spécifique : Principe de maximum de spécificité [DPS93]. Dubois et Prade montrent qu'une solution unique peut résoudre la problématique de spécificité et qui vérifie les contraintes de cohérence et de conservation de forme. Cette solution est alors présentée, comme suit.

Considérons $p_i \neq p_j, \forall i \neq j$, un ordre linéaire strict \mathfrak{S} sur $\Omega = \{x_1, \dots, x_K\}$ peut être toujours définit :

$$(x_i, x_j) \in \mathfrak{S} \Leftrightarrow \pi_i < \pi_j \quad (2.20)$$

Soit σ une permutation des indices $\{1, \dots, K\}$ associée à l'ordre linéaire \mathfrak{S} tel que $p_{\sigma(1)} < p_{\sigma(2)} < \dots < p_{\sigma(K)}$ ou d'une façon équivalente :

$$\sigma(i) < \sigma(j) \Leftrightarrow (x_{\sigma(i)}, x_{\sigma(j)}) \in \mathfrak{S} \quad (2.21)$$

La permutation des indices σ est une bijection. La transformation inverse σ^{-1} permet

de définir le rang de chaque p_i dans la liste des probabilités classées dans un ordre ascendant. La transformation de Dubois et Prade est alors définie :

$$\pi_i = \sum_{\{j | \sigma^{-1}(j) \leq \sigma^{-1}(i)\}} p_j \quad (2.22)$$

L'équation 2.22 suppose que toutes les p_i sont différentes. Dans le cas où au moins deux probabilités sont égales, l'ordre linéaire strict \mathfrak{S} (équation (2.20)) est remplacé par un ordre partiel strict O (équation 2.23). Ce nouvel ordre partiel est représenté par un ensemble d'extensions linéaires $\Lambda(O) = \{\mathfrak{S}_l, l = 1, L\}$. Ainsi, pour chaque ordre linéaire possible \mathfrak{S}_l , une nouvelle définition de la permutation σ_l de l'ensemble $\{1, \dots, K\}$ est donnée :

$$\sigma_l(i) < \sigma_l(j) \Leftrightarrow (x_{\sigma_l(i)}, x_{\sigma_l(j)}) \in \mathfrak{S}_l \quad (2.23)$$

Dans ce cas, la distribution de possibilités présentant un maximum de spécificité avec $p = (p_1, \dots, p_K)$ est celle qui prend le maximum de toutes les permutations possibles :

$$\pi_i = \max_{l=1, L} \sum_{\{j | \sigma_l^{-1} \leq \sigma_l^{-1}(i)\}} p_j \quad (2.24)$$

2.4.3 Estimation de distribution de possibilités à partir des intervalles de confiance probabilistes

En pratique, les systèmes sont généralement temps réel, ne disposant donc pas d'assez de temps pour réaliser plusieurs prises de mesures. Ainsi, les échantillons disponibles sur les observations sont de petite taille ce qui engendre des informations incomplètes et entachées de différents types d'imperfection. Sachant que les statistiques basées sur la théorie des probabilités exigent des échantillons de grande taille, il est difficile, dans le cas d'échantillons de petite taille, d'obtenir une mesure de probabilité précise pour un évènement donné. Dans ce cas, les transformations qui permettent d'estimer une distribution de possibilités à partir de mesures probabilistes peuvent s'avérer peu performantes. Afin d'améliorer les performances, plusieurs auteurs ont eu recours à l'utilisation des intervalles de confiance (ICs) de probabilité comme alternative [MJ97].

Récemment dans [MD06], Masson et Denoeux ont suggéré une méthode pour générer une distribution de possibilités à partir des ICs de probabilité qui généralise la transformation asymétrique de Dubois et Prade au cas où le nombre d'échantillons est faible.

2.4.3.1 Approche de Masson et Denoeux

Problématique :

Considérons N observations d'une variable aléatoire multinomiale présentées suivant une distribution de probabilités p réparties sur K classes de l'univers $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_K\}$.

Le vecteur $n = (n_1, n_2, \dots, n_K)$ qui désigne le nombre de réalisation, respectivement, pour les K classes. Nous obtenons alors pour chaque classe, une mesure de probabilité p_i à partir des observations. Nous avons alors : $p_i = p(x_i) > 0$ et $\sum_{i=1}^K p_i = 1$.

L'approche classique pratique de construction d'une distribution de possibilités consiste dans une première étape à estimer le vecteur de probabilité p (il s'agit du vecteur contenant les fréquences observées pour chaque classe $f = (f_1, f_2, \dots, f_K)$, $f_i = n_i/N$). En deuxième étape, nous appliquons directement la transformation asymétrique de Dubois et Prade. Toutefois, cette approche nécessite que le processus d'échantillonnage soit représentatif, ce qui exige un nombre d'échantillons plus significatif. Ce qui rend la distribution de possibilités, obtenue avec un nombre réduit d'échantillons insatisfaisante.

Génération de distribution de possibilités à partir des intervalles probabilistes :

La procédure proposée par Masson et Denoeux est alors la suivante :

Soit un ensemble d'intervalles de probabilité simultanés $I = \{[p_i^-, p_i^+], i = 1, \dots, K\}$ tel que $p_i \in [p_i^-, p_i^+] \forall i$ avec $P(p_i \in [p_i^-, p_i^+]) \geq (1 - \alpha)$, où $(1 - \alpha)$ est appelé probabilité ou taux de couverture du paramètre p_i . A un taux de couverture équivalent, le meilleur estimateur est celui de variance la plus faible.

Soit l'ordre partiel strict O défini par l'intervall $[p_i] = [p_i^-, p_i^+]$:

$$(x_i, x_j) \in O \Leftrightarrow p_i^+ \leq p_j^- \quad (2.25)$$

Nous rappelons que cet ordre partiel O peut être représenté par l'ensemble des extensions linéaires $\Lambda(O) = L_l, l = 1, \dots, L$, ou de façon équivalente par l'ensemble des permutations correspondantes $\sigma_l, l = 1, \dots, L$.

La solution du problème s'apporte de la manière suivante :

1. Pour toute permutation possible σ_l , associée à une extension linéaire dans $\Lambda(O)$,

et pour chaque classe x_i , résoudre le programme linéaire suivant :

$$\pi_i^{\sigma_l} = \max_{p_1, \dots, p_K} \sum_{j | \sigma_l^{-1}(j) \leq \sigma_l^{-1}(i)} p_j \quad (2.26)$$

Sous les contraintes suivantes :

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^K p_k = 1 \\ p_k^- \leq p_k \leq p_k^+ \\ p_{\sigma_l(1)} \leq p_{\sigma_l(2)} \leq \dots \leq p_{\sigma_l(K)} \end{cases}, \forall k \in \{1, \dots, K\} \quad (2.27)$$

2. Ensuite, la distribution la plus spécifique dominant toutes les distributions π^{σ_l} est maintenue.

$$\pi_i = \max_{l=1, L} \pi_i^{\sigma_l}, \quad \forall i \in \{1, \dots, K\} \quad (2.28)$$

Dans la littérature, plusieurs méthodes ont été proposées pour construire des intervalles de confiance pour des proportions multinomiales comme les méthodes de Goodman(1965) [BHA⁺01], de Fitzpatrick & Scott (1987) [CNR03], de Sison & Glaz [SG95a]. Chacune de ces méthodes s'applique à un contexte approprié.

L'approche de calcul de distribution de possibilités proposée par Masson et Denoeux est basée sur la méthode de construction des ICs de Goodman. Néanmoins, Goodman considère le cas où l'échantillon de données considérées est de grande taille [MD06]. Ainsi, la procédure de Masson parvient d'obtenir une distribution de possibilités qui satisfait le principe de cohérence, mais elle est plus performante dans le cas où l'échantillon de données considérées est de grande taille [MD06].

Masson a proposé une procédure de calcul permettant de diminuer énormément le temps de calcul de la méthode proposée par Masson et Denoeux [MD06]. L'idée principale de cette approche est de ne pas évaluer la solution pour toutes les extensions linéaires possibles. Par contre, cette approche consiste à construire une recherche arborescente de la solution. Elle parte de la racine vers les feuilles et s'arrête à un certain niveau de l'arbre où une solution est trouvée. Ainsi, l'objectif de cette approche est de réduire la complexité de calcul des extensions linéaires.

2.4.3.2 Procédure de calcul de Masson

Cette nouvelle méthode suit les étapes suivantes :

1. Tous les extensions linéaires sont regroupées en différents sous-ensembles :
Pour une permutation σ donnée, soit S_i^σ un ensemble de classes ayant un rang

inférieur ou égale à celui de x_i :

$$S_i^\sigma = \{j | \sigma^{-1}(j) \leq \sigma^{-1}(i)\} \quad (2.29)$$

L'ensemble des extensions linéaires à traiter peut être divisé. En fait, diverses permutations peuvent être associées au même ensemble S_i^σ . Supposons S un tel ensemble et \sum_S représente l'ensemble de toutes les permutations σ tel que $S_i^\sigma = S$ est l'ensemble des permutations dont $p_j < p_i$. Soit π_i^S le maximum de solutions présentent dans \sum_S :

$$\pi_i^S = \max_{\sigma \in \sum_S} \pi_i^\sigma \quad (2.30)$$

Dans ce cas, une extension linéaire unique est traitée et non plus $n_s = |\sum_S|$ extensions linéaires. Cette proposition est donnée par le programme linéaire suivant :

$$\pi_i^S = \max_{p_1, \dots, p_K} \sum_{j \in S} p_j \quad (2.31)$$

Sous les contraintes suivantes :

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^K p_k = 1 \\ p_k^- \leq p_k \leq p_k^+ & , \forall k \in \{1, \dots, K\} \\ p_k \leq p_i & , \forall k \in S \end{cases} \quad (2.32)$$

2. La meilleure solution dans chaque sous-ensemble est exprimée par une expression analytique :

$$\pi_i^S = \min \left(\sum_{k \in S} \min(p_i^+, p_k^+), 1 - \sum_{k \in \bar{S}} p_k^- \right) \quad (2.33)$$

avec \bar{S} est le complément de S .

3. La solution optimale parmi toutes les solutions est cherchée :

Cette étape consiste à sélectionner l'ensemble S ayant un degré de possibilité maximal pour la classe x_i . Dans ce cas, une décomposition de S est nécessaire. Considérons N_i l'ensemble des indices de toutes les classes ayant obligatoirement un rang inférieur de celui de la classe x_i et P_i l'ensemble des indices des classes ayant, probablement mais non pas obligatoirement, un rang inférieur de celui de la classe x_i . Ainsi, nous avons :

$$N_i = \{j | p_j^+ \leq p_i^+\} \quad (2.34)$$

et

$$P_i = \left\{ j \mid p_j^+ > p_i^+ \text{ et } p_j^- < p_i^+ \right\} \quad (2.35)$$

Il faut noter, ici, que N_i doit nécessairement contenir le singleton $\{i\}$ et que la solution du problème doit satisfaire la condition suivante : $S = N_i \cup P_i^S$ pour $P_i^S \subseteq P_i$.

2.5 Application de la théorie de possibilité au traitement de l'information

2.5.1 Fusion d'informations possibilistes

Le problème de fusion devient de plus en plus important dans différentes situations où l'on dispose de plusieurs sources d'informations, que nous devons exploiter pour prendre une décision précise, raffiner une description, etc. Les exemples sont nombreux, nous en citons la fusion d'images (médicales, satellitaires, ...), la fusion de primitives, la fusion d'informations issues de divers capteurs, etc...

La fusion d'informations a connu plusieurs définitions depuis 1987 [BHA⁺01]. Dans ce rapport, nous prenons celle proposée par Bloch *et al.* [CNR03] : "La fusion d'information consiste à combiner des informations hétérogènes issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision". De ce fait, la fusion d'informations nécessite l'utilisation d'un opérateur de fusion dont le but est d'améliorer les performances d'un système. Depuis des années, des opérateurs de fusion sont proposés et adaptés pour diverses applications dans plusieurs domaines : En robotique [AG92], dans les systèmes d'information [Cho93, Cho98, CM01], dans le domaine de l'imagerie médicale [BM94b, Blo95, ALS⁺10a, Als], et même pour assembler les opinions d'un groupe d'experts, etc.

Dans le cadre possibiliste, multiples travaux gèrent la problématique de fusion d'informations numériques ou même d'informations symboliques [Cho93, Cho98, CM01, BDP95, DP00, DDC07, DP94, DLP92, DP01, KG98, c1499, SKMH98].

L'un des intérêts de la théorie des possibilités est qu'elle offre une grande variété d'opérateurs de fusion. Différentes stratégies de classifications de ces opérateurs ont été proposées dans la littérature, comme celle de Bloch [CNR03] qui est basée sur leurs comportements, en termes de valeurs particulières de l'information à combiner. Trois catégories en découlent : "Comportement **Constant** et **Indépendant** du Contexte" (CCIC), "Comportement **Variable** et **Indépendant** du Contexte" (CVIC) et "Comportement **Dépendant** du Contexte" (CDC). Cependant, la stratégie la plus répandue est celle qui suit

l'un des trois comportements : conjonctif, disjonctif ou de compromis (adaptatif). Ces trois modes de combinaison fondamentaux sont utilisés selon leurs comportements : le mode conjonctif généralise l'intersection des événements, le mode disjonctif généralise l'union et le mode de compromis utilise une règle de combinaison adaptative permettant de passer continûment du mode conjonctif au mode disjonctif.

Soient π_1 et π_2 deux distributions de possibilités fournies respectivement par deux sources S_1 et S_2 . Les trois modes de fusion de ces deux distributions de possibilités sont présentés dans la suite.

2.5.1.1 Le comportement conjonctif

Le comportement conjonctif est considéré comme sévère. Il utilise des opérateurs applicables dans le cas où les sources sont concordantes (considérées comme toutes fiables) et dépendantes. Le résultat de tels opérateurs appartient toujours à tous les supports des informations. De ce fait, l'opérateur conjonctif réduit l'incertitude globale et procure un résultat plus précis que si chaque source est considérée séparément. La fusion conjonctive, π_{\wedge} , de π_1 et π_2 est notée par :

$$\pi_{\wedge} = \pi_1 * \pi_2 \quad (2.36)$$

où $*$ représente l'opérateur général de la fusion conjonctive.

2.5.1.2 Le comportement disjonctif

Contrairement au mode conjonctif, le mode disjonctif est basé sur des opérateurs applicables dans le cas où les sources sont conflictuelles (seulement certaines sources, non identifiées, sont fiables) et indépendantes. Le résultat d'un opérateur disjonctif contient toujours les informations fournies par toutes les sources. Ceci explique l'augmentation de l'incertitude globale et la diminution de la précision dans le résultat final, comparé au cas où chaque source est considérée séparément. L'utilité d'une telle opération est réduite à cause de son imprécision. La fusion disjonctive, $\pi_{\vee}(\cdot)$, de π_1 et π_2 est notée par :

$$\pi_{\vee} = \pi_1 \perp \pi_2 \quad (2.37)$$

où \perp représente l'opérateur général de la fusion disjonctive.

2.5.1.3 Le comportement de compromis

Dans le cas où les sources souffrent d'un conflit partiel, les opérateurs de compromis sont adoptés. Cette définition nous explique la raison pour la quelle le résultat de cet opérateur se situe toujours entre le résultat de disjonction et de conjonction. Ce mode de fusion a pour objectif de fournir un résultat ayant un bon compromis entre informativité et fiabilité. Deux types de compromis existent :

- **Adaptatif** : Un opérateur de compromis est considéré comme adaptatif si son résultat dépend du contexte. Dans [BDP95], Dubois et Prade ont proposé une règle de fusion adaptative prenant en compte le conflit entre les sources.
- **Non adaptatif** : Un opérateur de compromis est considéré comme non adaptatif si son comportement est toujours le même quelque soit le contexte. Parmi ces opérateurs, nous citons les moyennes arithmétiques pondérées ou la moyenne pondérée ordonnée.

2.5.2 Distribution de possibilités anormale et méthode de normalisation

Dans la modélisation possibiliste, de nombreux travaux de recherche considèrent que les distributions de possibilités sont normalisées. Néanmoins, une distribution non normalisée est fréquemment rencontrée dans la pratique. Par exemple, lorsqu'une source d'information est incapable de caractériser la certitude concernant l'occurrence de tous les singletons, elle génère une distribution non normalisée. Cette source est appelée non consistante. Son inconsistance découle de plusieurs raisons dont nous citons :

- La non exhaustivité de l'univers Ω .
- La fusion conjonctive de deux distributions de possibilités non concordantes engendre une distribution de possibilités non normalisée π . En effet, deux distributions de possibilités π_1 et π_2 sur l'univers Ω dites non concordantes lorsque aucune hypothèse singleton n'est considérée comme étant totalement possible simultanément par ces deux distributions de possibilités. La figure 2.5 démontre ce principe de génération de π utilisant l'opérateur de fusion conjonctive "min". Ce cas est considéré comme un conflit de consistance entre les deux distributions π_1 et π_2 .

La hauteur maximale de la distribution de possibilités $\pi(\cdot)$ doit être inférieure à 1 pour que la distribution soit appelée inconsistante d'où vient l'appellation du degré d'inconsistance $Inc(\pi) \in [0, 1]$ d'une distribution de possibilités. Cette nouvelle valeur est définie par :

$$Inc(\pi) = 1 - \max_{x \in \Omega} \pi(x) = 1 - h(\pi) \quad (2.38)$$

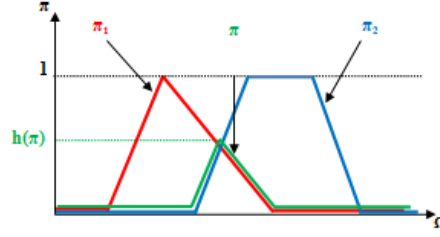


Figure 2.5. La fusion de deux distributions des possibilités non concordantes [Ezi].

La majorité des théories employées, telles que la théorie des probabilités et la théorie des possibilités, se basent principalement sur des données normalisées. La normalisation de données, d'une façon générale, s'avère alors une étape intéressante dans les systèmes d'aide à la décision. Dans ce contexte, différentes méthodes de normalisation ont été développées dans la littérature [RL03, HL05].

Considérons l'univers Ω comportant K singletons $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_K\}$ présenté par une distribution de possibilités anormale π . Dans la suite, nous décrivons trois méthodes de normalisation de distribution de possibilité très répandues dans la littérature : normalisation ordinale, normalisation numérique, et normalisation par décalage de l'inconsistance.

2.5.2.1 Normalisation ordinale

La normalisation ordinale consiste à décaler, à l'unité, uniquement le degré de possibilité correspondant aux singletons de l'univers Ω dont sa valeur est maximale (égale à la hauteur $h(\pi)$). Les singletons, dont le degré de possibilité est inférieur à $h(\pi)$, gardent leurs valeurs initiales :

$$\pi'(x) = \begin{cases} 1 & \text{Si } \pi(x) = h(x) \\ \pi(x) & \text{Sinon.} \end{cases} \quad (2.39)$$

2.5.2.2 Normalisation numérique

La normalisation de distribution de possibilités utilisant cette méthode repose sur la division de toute la distribution de possibilités par sa valeur maximale $h(\pi)$:

$$\pi'(x) = \frac{\pi(x)}{h(\pi)} = \frac{\pi(x)}{\max_{x \in \Omega} \pi(x)} \quad (2.40)$$

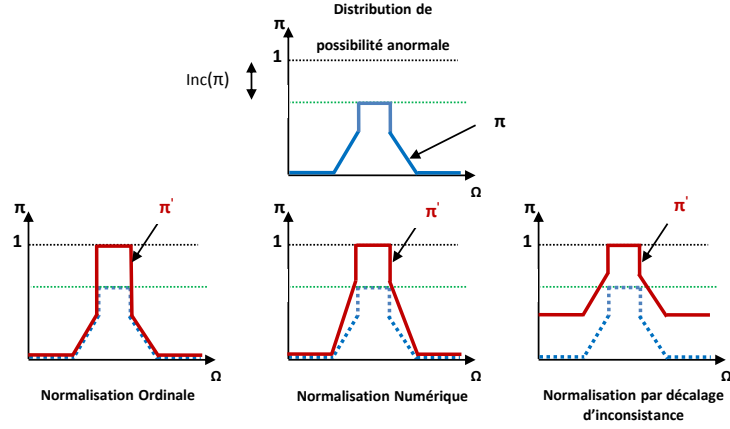


Figure 2.6. Méthodes de normalisation d'une distribution de possibilités [Ezi].

2.5.2.3 Normalisation par décalage de l'inconsistance

Le principe de cette méthode, comme son nom l'indique, est de décaler le degré de possibilité de tous les singletons de Ω en leur ajoutant le degré d'inconsistance.

$$\pi'(x) = \pi(x) + Inc(\pi) \forall x \in \Omega \quad (2.41)$$

En appliquant cette méthode de normalisation toutes les valeurs de possibilité sont affectées et non seulement les singletons correspondants à la possibilité maximale.

La figure 2.6 illustre le comportement de ces méthodes de normalisation.

2.5.3 Mesures d'incertitude

La mesure d'incertitude permet de déterminer la quantité d'information fournie par une distribution de possibilités. Dans cette section, deux mesures d'incertitude sont brièvement introduites.

2.5.3.1 La mesure d'incertitude U

Considérons l'univers de discours $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_K\}$ composé de K singletons et les valeurs de possibilité $\pi(x_n)$ de la distribution de possibilités $\pi : \Omega \rightarrow [0, 1]$ sont ordonnées dans un ordre décroissant de telle sorte que $\pi(x_1) \geq \dots \geq \pi(x_K)$.

La mesure d'incertitude U de π est obtenue par :

$$U(\pi) = \sum_{n=2}^K (\pi(x_n) - \pi(x_{n+1})) \log_2(n) + [1 - \pi(x_1)] \log_2(K) \quad (2.42)$$

Avec $\pi(x_{K+1}) = 0$. La deuxième partie de l'équation 2.42 est utilisée pour généraliser la mesure d'incertitude U dans le cas où π est non normalisée.

2.5.3.2 Indice de confiance Ind

Considérons l'évènement $A \subseteq \Omega$ et ses mesures de possibilité $\Pi(A)$ et de nécessité $N(A)$. Utilisant ces deux mesures, l'indice de confiance, Ind, est défini par :

$$Ind(A) = \Pi(A) + N(A) - 1 \quad (2.43)$$

$$\text{Notons que : } \begin{cases} Ind(A) = -1, & \text{Si } N(A) = \Pi(A) = 0; \\ Ind(A) = +1, & \text{Si } N(A) = \Pi(A) = 1 \text{ et} \\ Ind(A) \in]-1; 1[; & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.44)$$

2.5.4 Mesures de similarité

Le concept de similarité est très important dans plusieurs domaines de recherche tel que les systèmes d'analyse de données. En effet, il permet d'ordonner, d'hierarchiser et de classer les données.

Considérons deux distributions de possibilités normales π_1 et π_2 définies sur l'univers de discours $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_K\}$. La similarité entre ces deux distributions de possibilités, notée $S(\pi_1, \pi_2)$, est une application dont les valeurs sont comprises dans l'intervalle $[0, 1]$. Cette application doit satisfaire les propriétés suivantes :

- Non négativité : $\forall \pi_1, \pi_2, S(\pi_1, \pi_2) \geq 0$;
- Symétrie : $\forall \pi_1, \pi_2, S(\pi_1, \pi_2) = S(\pi_2, \pi_1)$;
- Identité : $S(\pi, \pi) = 1, \forall \pi$.

Dans la suite, nous définissons trois opérateurs de mesure de similarité parmi ceux qui sont proposés dans la littérature [JBE10].

2.5.4.1 Mesure de similarité δ

La mesure de similarité, δ , entre deux distributions de possibilités π_1 et π_2 est donnée par l'équation 2.45 :

$$\delta(\pi_1, \pi_2) = \frac{\sum_{i=1}^K \min(\pi_1(x_i), \pi_2(x_i))}{\sum_{i=1}^K \max(\pi_1(x_i), \pi_2(x_i))} \quad (2.45)$$

2.5.4.2 Mesure de similarité "Information Closeness"

Cette mesure de similarité, notée G , a été proposée dans les premiers travaux consacrés au problème de mesure de similarité entre deux distributions de possibilités [HK83]. Cette mesure de similarité est définie par :

$$G(\pi_1, \pi_2) = g(\pi_1, \pi_1 \vee \pi_2) + g(\pi_2, \pi_1 \vee \pi_2) \quad (2.46)$$

Avec $G(\pi_i, \pi_j) = U(\pi_j) - U(\pi_i)$, \vee représente l'opérateur maximum et U est la mesure d'incertitude obtenue par l'équation 2.42.

2.5.4.3 Mesure de similarité "Information Affinity"

Cette mesure de similarité, notée InfoAff , a été proposée dans le but de prendre en compte l'inconsistance de l'intersection entre deux distributions de possibilités π_1 et π_2 [JAE⁺07]. Cette mesure est basée sur la combinaison de la valeur de l'inconsistance et une mesure de distance. Elle est donnée par :

$$\text{InfoAff}(\pi_1, \pi_2) = 1 - \frac{d(\pi_1, \pi_2) + \text{Inc}(\pi_1 \wedge \pi_2)}{2} \quad (2.47)$$

Avec \wedge désigne l'opérateur Min et $d(\pi_1, \pi_2)$ est la distance de Manhattan entre les deux distributions de possibilités π_1 et π_2 définie par :

$$d(\pi_1, \pi_2) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K |\pi_1(x_i) - \pi_2(x_i)| \quad (2.48)$$

2.5.4.4 Mesure de distance

La mesure de distance d entre deux distributions de possibilités peut être utilisée dans le concept de mesure de similarité. Prenons, par exemple, la distance de Manhattan, la distance euclidienne et la distance maximale. Une mesure de similarité est, alors, obtenue par la transformation de ces mesures de distance : $S = 1 - d$.

2.6 Critère de décision possibiliste

Dans le cadre de la modélisation possibiliste des connaissances, une distribution de possibilités conditionnelle à chacune des classes de l'univers Ω est conçue lors de la phase d'apprentissage. Au cours de la phase de test d'un échantillon T , une décision est prise vis-à-vis de son attribution à l'une des classes de l'univers Ω . Cette décision dépend des valeurs de possibilité qu'il peut avoir par projection sur chacune des distributions conçues lors de l'apprentissage. Plusieurs critères de décision basés sur l'ensemble de ces valeurs existent dans la littérature sont possibles, [ALS⁺10b, ALS12]. Nous mentionnons, à titre d'exemple :

2.6.1 Mesure de possibilité maximale

Dans ce cas, la classe dont la distribution fournie la valeur de possibilité maximale est celle considérée comme la plus compatible avec l'échantillon de test T .

2.6.2 Mesure de nécessité maximale

Dans ce cas, la classe dont la distribution fournie la valeur de nécessité maximale est celle considérée comme la plus compatible avec l'échantillon de test T .

2.6.3 Indice de confiance maximale

L'indice de confiance [PKH93], $Ind(C|T)$, mesure la compatibilité entre l'échantillon de test T et chacune des classes de la base de connaissance C . La valeur de cet indice est définie sur l'intervalle $[-1, +1]$ par :

$$Ind(C|T) = \Pi(C|T) + N(C|T) - 1 \quad (2.49)$$

Dans ce cas et après avoir calculé l'indice de confiance pour chacune des classes de la base de connaissance, la classe ayant l'indice le plus élevé est celle considérée comme la plus compatible avec l'échantillon de test T .

2.6.4 Moyenne maximale

Le critère de décision basé sur la moyenne des mesures de possibilités et de nécessité a été proposé dans [RNM03, PG09]. Cette mesure, notée Ψ , est définie sur l'intervalle $[0, 1]$ par :

$$\Psi(C|T) = (\Pi(C|T) + N(C|T))/2 \quad (2.50)$$

Dans ce cas, la classe fournissant la mesure de moyenne maximale est celle considérée comme la plus compatible avec l'échantillon de test T . Dans d'autres travaux [DP95, DPT88], l'ordonnancement est réalisé en considérant la mesure de possibilité et de nécessité comme un couple :

$$[N_1(C|T), \Pi_1(C|T)] > [N_2(C|T), \Pi_2(C|T)] \quad (2.51)$$

Si et seulement si :

$$\begin{aligned} &\Pi_1(C|T) > \Pi_2(C|T) \text{ et } N_1(C|T) \geq N_2(C|T) \\ &\text{ou si } \Pi_1(C|T) \geq \Pi_2(C|T) \text{ et } N_1(C|T) > N_2(C|T) \end{aligned} \quad (2.52)$$

2.6.5 Mesure de similarité maximale

Dans ce cas, la classe dont la distribution fournit la valeur de similarité maximale est celle considérée comme la plus compatible avec l'échantillon de test T .

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, certains concepts relatifs à l'information imparfaite ont été présentés. La prise en compte des imperfections lors de la modélisation de l'information permet de mieux la présenter. Ceci nécessite une bonne connaissance de l'imperfection entachant l'information en question et l'utilisation d'une théorie adéquate à sa nature. Quatre théories, parmi plusieurs, sont connues par leurs capacités à gérer différentes formes d'imperfection de l'information. Ces théories ont été présentées dans le présent chapitre. La théorie sur laquelle notre intérêt a été focalisé est celle des possibilités. En fait, la théorie des possibilités sert à représenter, traiter et fusionner les informations, entachées d'ambiguïté, de conflit et d'imprécision, issues de différentes sources de connaissances ambiguës. Nous avons alors décrit certains aspects de cette théorie afin de mieux maîtriser son principe de modélisation de l'information.

Chapitre 3

Reconnaissance de l'état du sol par signal ultrasonore à base des méthodes conventionnelles

3.1 Introduction

De nos jours, le capteur à ultrasons est utilisé dans le domaine de la robotique pour détecter et reconnaître des objets tels que les coins rentrants, les coins sortants, les cylindres, les objets planes, etc. Sa grande utilisation se doit à plusieurs atouts tels que son coût réduit, sa flexibilité par la plupart des objets et la simplicité de sa mise en oeuvre. Néanmoins, l'intégration de ce capteur, de façon fiable, dans un système, requiert qu'on résoud sa limitation liée à l'imprécision des données acquises.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la reconnaissance de l'état du sol tout en prenant en compte l'imprécision des données. Notre objectif étant, alors, d'affecter chaque nouveau signal ultrasonore à la classe correspondante en se référant à des échantillons de signaux annotés dans une base de données. Nous abordons alors la problématique de classification des signaux ultrasonores.

L'organisation de la structure de ce chapitre est basée sur l'architecture générale (Figure 3.1) de l'approche proposée pour la classification et la reconnaissance des signaux ultrasonores. Cette approche repose sur une analyse spectrale du signal sous forme d'un arbre de décision hybride. Elle peut être appliquée efficacement pour des échantillons de grande taille. Toutefois, ses performances se dégradent pour les échantillons de petite taille. Dans notre contexte, nous tenons à réduire le nombre des acquisitions afin d'accélérer le processus de traitement (pour assurer plus de sécurité au non voyants).

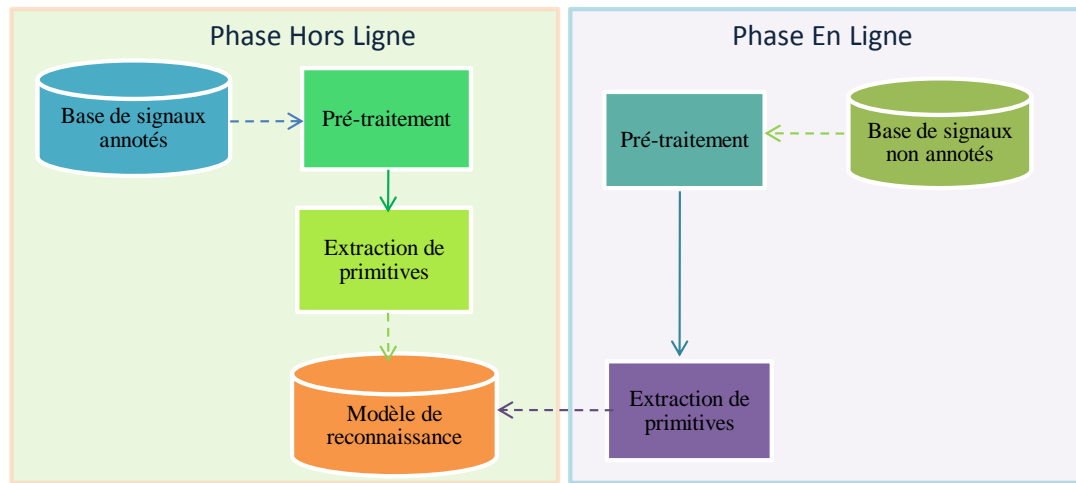


Figure 3.1. Architecture générale d'une approche de classification et reconnaissance des signaux ultrasonores

Par suite, nous nous situons dans le cas des échantillons de petite taille, ce qui nous amène à nous baser sur une modélisation possibiliste afin d'adapter cette approche de classification.

Par conséquent, l'approche de classification et de reconnaissance des signaux ultrasonores proposée comprend deux phases principales :

- **Une phase d'apprentissage :** Cette phase met en oeuvre dans son traitement une base de référence de signaux ultrasonores. Elle consiste à extraire un ensemble de primitives pertinentes et capables de discriminer les objets à partir de ces signaux. Au cours de cette phase, ces primitives sont utilisées pour ajuster le modèle de reconnaissance représentant les objets. Souvent, cette phase est validée par une mesure d'erreur sur les échantillons appris ou un test de généralisation.
- **Une phase de reconnaissance :** Cette phase a comme entrée des signaux ultrasonores non annotés, qu'elle affecte à l'une des classes apprises dans la phase d'apprentissage, tout en se basant sur les primitives développées.

Dans la suite de ce chapitre, nous commençons par une description détaillée de la perception de l'environnement dans la modalité ultrasonore. Puis, nous présentons un état de l'art sur la reconnaissance d'objets par des ondes ultrasonores. Ensuite, une brève description des différentes méthodes classiques d'analyse spectrale pouvant constituer un système de modélisation est introduite. Ces méthodes exploitent essentiellement l'information dans l'espace temporel, fréquentiel ou spatio-fréquentiel. Les caractéristiques résultantes de chaque dimension est une projection des données, mais ne peut pas être suffisamment représentative de la donnée. L'utilisation de plusieurs représentations

s'avère indispensable. Toutefois, l'interprétation de plusieurs méthodes de développement est assez pénalisante en temps de calcul. Dans cette optique, nous proposons notre stratégie d'analyse du signal qui consiste en une hybridation de la T.F avec la T.O de Haar. Pour réduire la complexité de calcul, ce mariage d'attributs a été adopté selon le concept d'arbre de décision hybride.

3.2 Perception de l'environnement dans la modalité ultrasonore

La technologie ultrasonore offre la possibilité de mettre à la disposition de la robotique des systèmes de perception peu onéreux, multimodaux, c'est à dire possédant plusieurs modes de fonctionnement pour être adaptables à différentes catégories de tâches. Jusqu'à maintenant, l'utilisation de cette technologie est limitée, dans le domaine de la robotique mobile, à des tâches de sécurité ou d'évitement d'obstacles. La seule information utilisée étant le temps écoulé entre l'émission et la réception du signal après réflexion par la cible, appelé Temps De Vol (TDV).

3.2.1 Les ondes ultrasonores

Les ondes à ultrasons sont des ondes acoustiques, donc ce sont des ondes mécaniques qui se propagent sous forme d'une variation de pression grâce aux molécules présentes dans le milieu. L'onde se propage ainsi de proche en proche. C'est pour cette raison que le son ne se propage que dans la matière et non pas dans le vide car ce type d'environnement ne possède aucune molécule pour propager l'onde. Les molécules du milieu traversé subissent des phénomènes de compression et de relaxation successifs et transmettent ces modifications aux molécules voisines. Dans ce cas, l'onde ultrasonore est susceptible de subir des réflexions (échos), des réfractions, et des interférences.

Un son est caractérisé par trois grandeurs principales : sa fréquence f comprise entre 20 kHz et quelques centaines de Mégahertz (Figure 3.2), son amplitude A et sa longueur d'onde λ . L'onde sonore en déplacement est alors caractérisée par sa fréquence f et sa longueur d'onde λ .

Nous distinguons deux types d'ultrasons selon la gamme de fréquence :

- Les ultrasons de faible puissance qui sont utilisés pour la mesure de distance (télémétrie), le contrôle non destructif, l'échographie et l'acoustique sous-marine. C'est ce type d'ultrasons qui nous intéresse.
- Les ultrasons de forte puissance qui modifient le milieu dans lequel ils se propagent.

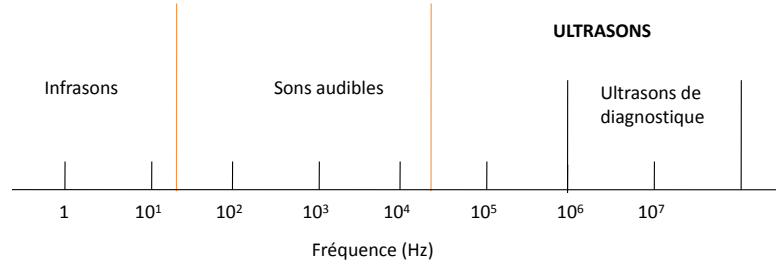


Figure 3.2. Situation du spectre fréquentiel des ultrasons.

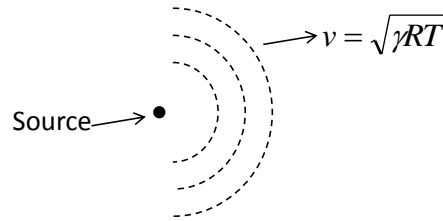


Figure 3.3. Déplacement de l'onde dans l'air. ν : Représente la vitesse du son ou de l'ultrason dans l'air en ms^{-1} , T : Représente la température de l'air en degré Kelvin c'est-à-dire la température en degrés Celsius + 273,15 ($k = ^\circ C + 273,15$), γ : Représente la masse volumique de l'aire ($\gamma=1,4$) et R : Représente la constante spécifique de l'air (281,8 Joules/kg)

Leur action dépend du milieu dans lequel ils se propagent. Ces actions peuvent être mécaniques, thermique ou chimique.

La fréquence et la longueur d'onde, permettent de déterminer la vitesse de propagation des sons (ν) dans le milieu :

$$\nu = \lambda \times f \quad (3.1)$$

La vitesse de déplacement des ultrasons, exprimée en mètres par seconde (ms^{-1}), dépend de plusieurs paramètres tel que : la pression atmosphérique, la densité et la température de l'air, etc. Ainsi, la détermination de cette vitesse peut être déduite à partir de ces paramètres (cf. Figure 3.3).

Sachant la vitesse de l'ultrason, il devient donc facile de déterminer la distance parcourue par l'onde étant donné le temps mis pour parcourir cette distance. La distance d parcourue par le son est alors proportionnel au temps d'attente (aller et retour). Cette distance est définie par :

$$d = \frac{t \cdot \nu}{2} \quad (3.2)$$

- t : Temps écoulé entre l'émission et la réception de l'onde,
- ν : Vitesse de déplacement des ultrasons dans l'air,

Les ondes ultrasonores peuvent avoir une variabilité dans certains cas :

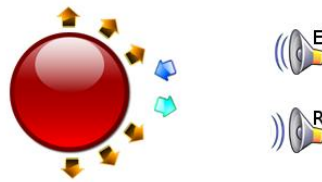


Figure 3.4. Exemple de réflexion de l'onde ultrasonores par un objet arrondi.

- L'amplitude diminue au fur et à mesure que l'on s'éloigne de la source ou que l'on place des interfaces entre l'émetteur et le récepteur du son.
- L'atténuation des ultrasons dépend des milieux traversés, mais aussi des caractéristiques de l'onde ultrasonores, et en particulier de la fréquence des ultrasons : plus la fréquence des ultrasons augmente, plus l'atténuation est importante. La fréquence des ultrasons a donc une influence déterminante sur les possibilités d'exploration.

3.2.2 Perception de la forme et de la matière dans la modalité ultrasonore

L'amplitude du signal ultrasonore réfléchi par un objet est grandement affectée par la nature de la cible. En effet, il dépend de la surface, de la forme et de la texture de l'objet détecté :

La taille de la surface : Les capteurs ultrasonores ont une sensibilité insuffisante pour les faibles ondes ultrasonores renvoyées au récepteur. Un objet placé très loin du capteur ne peut être détecté que s'il retourne le plus possible d'ondes ultrasonores. Dès lors, parmi les paramètres les plus importants est la surface de l'objet à détecter. Plus la surface de la cible est grande, plus elle renverra d'ondes. De ce fait, un mur à 250 centimètres peut être détecté par le capteur à ultrasons alors qu'un petit objet ne peut être détecté qu'à plusieurs dizaines de centimètres seulement.

La forme de l'objet : La taille de la surface de l'objet est importante, mais sa forme est tout aussi importante [FIL04]. En effet, un objet placé perpendiculairement au capteur d'ultrasons et bien plat, réfléchit toute l'onde dans la même direction ce qui favorise la détection de la cible. Dans le cas d'un objet de forme arrondie, comme une balle, l'onde ultrasonore est renvoyée dans de multiples directions. Ainsi, une partie de cette onde est réfléchi vers le récepteur du capteur ultrasonores (cf. Figure 3.4).

La matière de l'objet : Quant à la matière de l'objet, elle peut avoir une influence sur la distance de détection, le fait d'avoir un mur en moquette, ou une balle en mousse,

en caoutchouc ou en plastique, fera que l'onde soit plus ou moins absorbée par la matière. Grace aux caractéristiques de l'onde ultrasonore, les capteurs à ultrasons ont été, largement, utilisés pour la détection et la classification de différents types d'objets tels que les coins entrants, les coins sortants, les cylindres, les objets planes comme les murs, etc. Dans la suite, un état de l'art sur ces travaux est présenté.

3.3 Etat de l'art sur la reconnaissance d'objets par des ondes ultrasonores

Dans [DZM95], Dror *et al.* utilisent multiples capteurs à ultrasons pour reconnaître les formes à 2D et 3D comme les cubes et les tétraèdres. Dans leur travail, la reconnaissance est indépendante de l'orientation du dispositif mais elle se base, uniquement, sur les échos des ondes ultrasonores renvoyés par le premier objet détecté. Les auteurs ont démontré que l'analyse de cet echo dans le domaine fréquentiel donne les meilleurs résultats.

Dans [c1393], Oria et Gonzalez présentent un système de détection et de classification d'objets de formes simples tels que les bords, les plans, les petits cylindres et les coins. La discrimination entre ces formes repose sur l'exploitation des propriétés physiques du signal. Le système proposé est basé sur un seul capteur ultrasonore intégré dans un robot mobile et est utilisé dans un environnement domestique.

Dans [BK91], Bozma et Kuc utilisent un seul capteur à ultrasons. Ce capteur effectue un balayage pour qu'il fournisse une carte d'occupation appelée aussi grille d'occupation (sonar map) dans laquelle une localisation de l'occurrence des objets est illustrée. Ce système permet de classer l'environnement en trois classes : coin entrant, plan et coin sortant. Deux sortes d'informations sont exploitées par ce système pour le processus de classification :

- le temps de vol (TDV) du signal réfléchi par une surface spéculaire et
- les propriétés physiques de l'écho du signal émis (enveloppe, déphasage, etc.).

Dans [c1301], Barat et Ait Oufroukh présentent une approche statistique pour la classification d'objets à 2D d'un environnement domestique en quatre familles : coin sortant, plan, coin entrant et petit cylindre. La discrimination entre ces objets est réalisée en utilisant le TDV, l'amplitude maximale du signal et d'autres paramètres caractéristiques du signal.

Dans [PQWB07], Pham *et al.* proposent une nouvelle application de surveillance de personnes dans un environnement intelligent. Plusieurs scénarios, tel que le suivi des patients et des personnes âgées, sont élaborés dans lesquels des capteurs à ultrasons

sont intégrés.

Finalement, dans [MHAG09], Marichal *et al.* présentent une approche intelligente basée sur la modélisation 3D de l'environnement. Les murs et les coins sortants sont cherchés et déterminés en utilisant des capteurs ultrasonores.

Nous constatons, à partir de cette étude, que la majorité des travaux développés jusqu'à présent reposent, principalement, sur l'utilisation soit de multiples capteurs soit d'un seul capteur mobile. Ces deux modes d'utilisation visent à obtenir des informations de différents points de vue de l'objet.

Les approches basées sur plusieurs capteurs génèrent une carte d'occupation. Cette méthode permet de représenter l'environnement en le décomposant en un ensemble de cellules. La probabilité d'occupation de chacune de ces cellules est estimée à l'aide des mesures obtenues. La dimension de la carte d'occupation dépend alors du nombre de capteurs employés, devant être assez important pour obtenir une carte de bonne résolution. Néanmoins, pour un nombre très grand de capteurs, cette méthode devient pénalisante à cause de l'espace de stockage élevé requis. Par ailleurs, les approches basées sur un seul capteur mobile, exigent un mouvement précis du capteur en terme de sens et de suivi (échelle de déplacement). La disposition de ces informations permet de déterminer, parfaitement, la distance entre les différentes prises de captures et leurs ordres.

Dans notre système, nous utilisons un capteur ultrasonore pour la reconnaissance de l'état de sol, en sol, escalier ascendant (E.A) et escalier descendant (E.D). A notre connaissance et d'après les dernières recherches, ce type de capteur n'est pas encore utilisé pour la détection et la reconnaissance des E.A et E.D. Dans ce cadre, la construction d'une carte d'occupation n'a pas de nécessité pour une personne non voyante car elle ne cherche à être alertée que dans le cas où un obstacle est présent dans son parcours. En outre, l'utilisation d'un grand nombre de capteurs alourdit, considérablement, le coût du système de reconnaissance et introduit des délais supplémentaires pour avertir le non voyant.

En outre, le balayage aléatoire et le tâtonnement de la canne risquent de donner lieu à des informations imparfaites. Cette imperfection affecte, notamment, la distance de parcours de la canne, malgré que son sens de mouvement peut être défini de façon exacte.

Notre algorithme doit par conséquent gérer ces différentes imperfections. Les vibrations sont fréquentes lors du balayage de la canne, ce qui affecte la forme d'onde des signaux et donne, nécessairement, lieu à des erreurs affectant les signaux ultrasonores enregistrés. Les intervalles d'acquisition doivent être suffisamment courts pour réduire le temps requis à leur traitement. Cependant, plus la taille d'échantillon est petite, plus

les données sont incomplètes, imprécises et ambiguës. Dans ces conditions, la qualité de décision qui en découle, dépend étroitement de la manière dont nous les représentons ainsi que de la théorie utilisée pour leur analyse. Dans ce qui suit, nous décrivons notre proposition d'une procédure d'analyse et de traitement du signal ultrasonore en vue de la classification de l'écho en sol, E.A et E.D en se basant sur des méthodes conventionnelles d'analyse du signal existant dans la littérature.

3.4 Proposition d'une procédure d'analyse et de traitement du signal ultrasonore

Le signal issu d'un capteur à ultrasons est riche en informations. Leur extraction nécessite de l'analyser sous différents points de vue. Tel qu'il est requis dans sa forme brute, il se trouve dans le domaine temporel mais affecté de différents genres de bruits qu'il faut d'abord atténuer. Nous notons cette représentation du signal RT (Représentation Temporelle). Sa projection dans d'autres domaines, notamment le domaine fréquentiel, permet de le présenter différemment de façon à en tirer d'autres types d'informations. Pour y parvenir, nous exploitons deux types de transformations reconnues par leur pouvoir d'extraction efficace d'information spectrales très pertinentes notamment la transformée de Fourier (TF) et la transformée en ondelettes (T.O). Chacune de ces transformations joue le rôle d'un observateur analysant à sa façon le signal par l'intermédiaire de primitives. Dans ce qui suit, nous exposons la chaîne de traitement employée, commençant par un pré-traitement du signal consistant d'abord en son filtrage, puis sa projection dans d'autres domaines fréquentiels. Les différentes représentations requises sont analysées par l'extraction de primitives. Nous présentons enfin la stratégie de décision. La figure 3.5 illustre les différentes étapes de cette chaîne de traitement.

3.4.1 Pré-traitement du signal ultrasonore

Filtrage : Les performances d'un système de détection et de reconnaissance des obstacles sont grandement affectées par des facteurs tels que :

- Le type du système de prise de captures qui a un grand effet sur, entre autres, la stabilité des mesures. Dans notre cas, une canne blanche électronique n'offre aucune stabilité à cause du balayage et du tâtonnement aléatoire de la canne, etc.
- La nature du capteur : Les données renvoyées par un capteur ultrasonore sont affectées par la température ambiante, l'impédance de l'air, la matière des objets, la distance aux obstacles, etc.

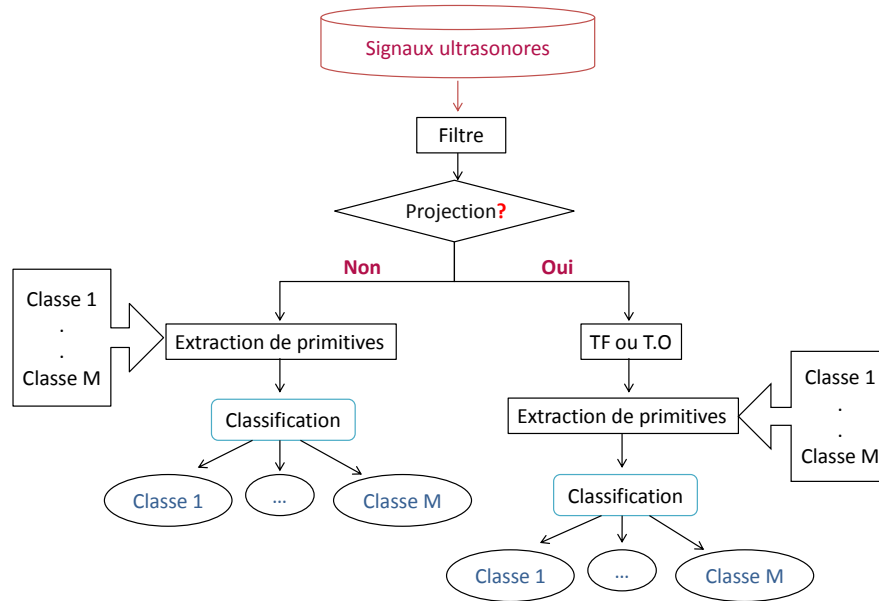


Figure 3.5. Procédure générique d'analyse du signal ultrasonore basée sur un seul niveau de décision.

- Les erreurs accumulées au cours de la chaîne de traitement.
- La nature de la décision : Le but visé par ce système est la reconnaissance de l'état du sol. Un tel objectif est très important vu le danger porté par chaque changement pouvant entraîner des chutes dans des escaliers ou le fait de se culbuter, etc.

Tous ces facteurs engendrent pour le système un bruit, en majorité de haute fréquence, à cause du balayage de la canne. Afin de réduire son effet, un filtre passe bas est appliqué en respectant la fréquence des ondes ultrasonores ($F_c > F_{US} = 42Khz$), où f_c est la fréquence de coupure du filtre.

Projections du signal dans d'autres domaines

L'information portée par le signal est, parfois, cachée et ne peut être extraite que par un ensemble de transformations. Il s'agit de générer différentes sources d'informations à partir du signal ultrasonore original offrant d'autres visualisations de son contenu. Dans nos travaux, nous proposons d'appliquer séparément la TF et la T.O, obtenant ainsi deux autres représentation du signal. Dans la suite de cette partie, nous abordons cette problématique.

- La T.O est une décomposition du signal par un banc de filtres spécifiques à différentes échelles d'observations en deux autres signaux : "approximation" et "détails". Le premier est assuré par un filtre passe bas, alors que le second est généré par un filtre passe haut. Nous considérons l'approximation du signal du premier niveau de décomposition comme une nouvelle représentation, qu'on note RO (Représentation

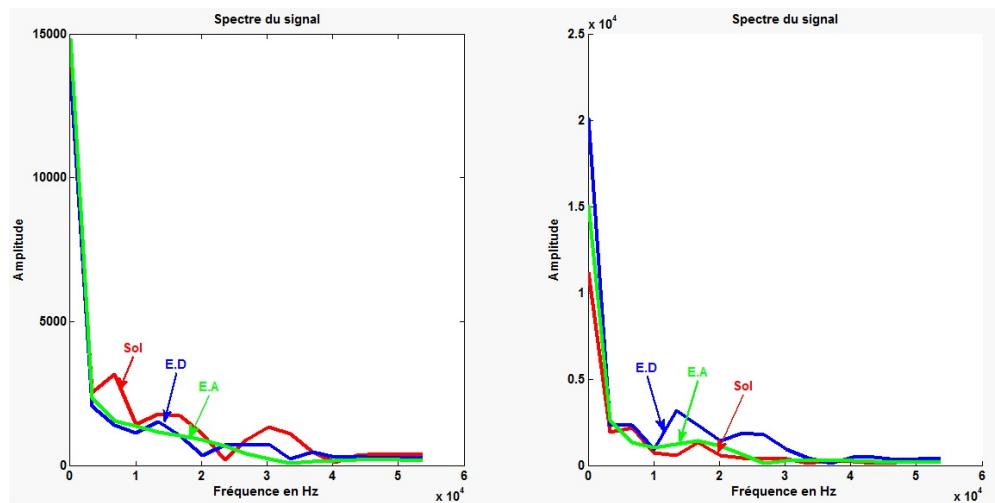


Figure 3.6. Spectres des signaux ultrasonores pour les trois classes : Sol, E.D et E.A.

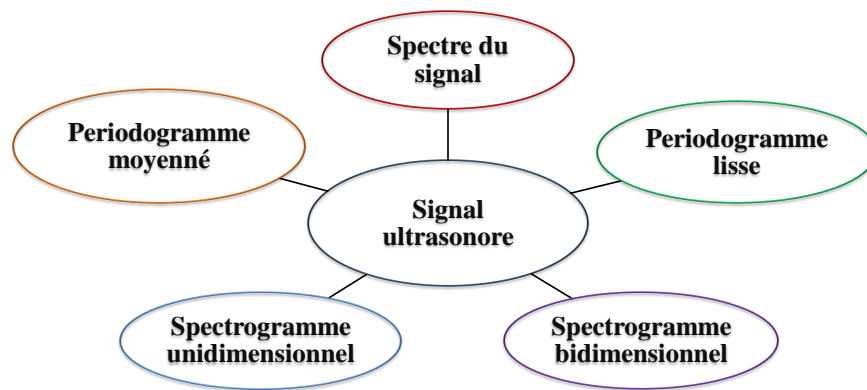


Figure 3.7. Nouvelles représentations du signal ultrasonore à partir de la TF.

dans le domaine des ondelettes).

- La TF est une transformation globale du signal permettant entre autre de ressortir le spectre du signal, qu'on considère comme une nouvelle représentation, qu'on note RS (Représentation spectrale).

Dans la figure 3.6, nous présentons deux exemples de spectre de signaux ultrasonores représentant les classes sol, E.D et E.A. Nous remarquons à partir de cette figure que les trois classes ont presque la même allure dans cette représentation, donnant lieu à une confusion. Nous proposons alors de tirer d'autres types de représentations (cf. figure 3.7).

- Le **spectrogramme** consiste à représenter l'évolution du spectre dans le temps. Cette représentation se base sur la TFCT (Transformée de Fourier à Court Terme).

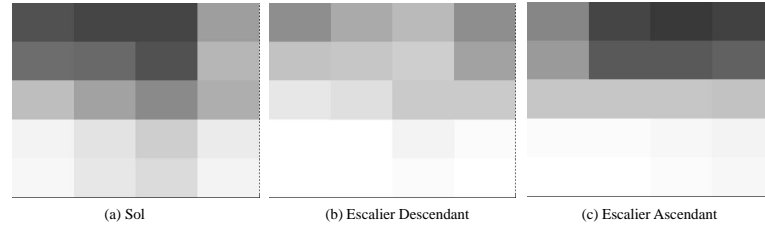


Figure 3.8. Exemple 1 de spectrogrammes bi-dimensionnels des signaux ultrasonore pour les trois classes : (a)Sol, (b)E.D et (c)E.A.

Cette transformation est à base d'utilisation des fenêtres de support temporel fini. Ainsi, le principe du spectrogramme est de découper le signal sur une famille d'atomes de temps-fréquence $A_{t,f}$ qui chevauchent, où t et f sont respectivement l'indice de localisation du temps et de la fréquence. Ensuite, pour chacune de ces trames (atomes), la TF est calculée. Le résultat obtenu, après chaque transformation, est représenté à un temps correspondant à celui du centre de la fenêtre, sous la forme d'un code de couleur. De ce fait, ce type de représentation temps-fréquence fournit une image 2D. La texture de cette image contient des motifs distinctifs qui prennent compte des différentes caractéristiques des signaux. Les paramètres importants à définir quant à l'utilisation du spectrogramme sont :

- Le choix de la fenêtre qui influe sur le contraste du spectrogramme.
- La taille de la fenêtre utilisée.

La figure 3.8 nous montre les spectrogrammes correspondant aux signaux de la figure 3.6. En observant ces spectrogrammes, nous s'apercevons d'une différence entre les classes. De ce fait, cette représentation, qu'on note RSB (spectrogramme bidimensionnel) pourrait alors être un bon support de discrimination. De cette représentation, nous proposons de construire une autre représentation unidimensionnelle, que nous notons RSU (Représentation du Spectrogramme Unidimensionnel), par la concaténation des lignes de l'image.

- Le **périodogramme** permet d'estimer la densité spectrale de puissance (DSP) d'un signal. Le principe du périodogramme est de faire multiplier un signal par une fenêtre donnée. Cet estimateur est particulièrement caractérisé par son biais et sa variance. Nous distinguons deux types de périodogramme notamment :
 - Le périodogramme **moyenné**, que nous notons RPM, ou le signal ultrasonore est d'abord découpé en plusieurs trames adjacentes. Le même principe du périodogramme simple est ensuite adopté pour chaque trame. Enfin, la moyenne des différents périodogrammes simples obtenus est retenue. Cette méthode permet d'obtenir un estimateur avec une faible variance.

- Le périodogramme **lisse**, que nous notons RPL, dit aussi périodogramme de Welch, est une variante de l'estimateur précédent dans laquelle les trames se chevauchent. Le périodogramme obtenu est normalisé par la puissance de la fenêtre de pondération utilisée. Cette méthode permet d'obtenir un estimateur non biaisé.

Dans la suite, nous utilisons ces différentes représentations du signal ultrasonore pour assurer son analyse.

3.4.2 Extraction de primitives

La collecte d'informations est une étape préliminaire pour représenter les objets. En effet, l'environnement se présente sous différentes formes, il est donc nécessaire de déterminer certaines de leurs caractéristiques pour pouvoir les différencier. De nombreux travaux antérieurs ont proposé divers propriétés qui peuvent être extraites à partir d'une représentation du signal. Dans ces travaux, les caractéristiques les plus utilisées dans le domaine temporel sont le temps de vol, l'énergie et le maximum d'amplitude de l'écho réfléchi. Dans [PAC93], les auteurs affirment que le recours à l'information fournie par le temps de vol uniquement nécessite un système multi-capteur. L'amplitude de l'écho est considérée inadéquate si elle est utilisée seule. Dans [IZM95], Dror et al, démontrent que la représentation de l'écho dans le domaine de Fourier donne les meilleurs résultats. Utilisant ce domaine de représentation, dans [IZM95], les différentes primitives proposées sont des paramètres statistiques déduites à partir des moments statistiques du spectre fréquentiel du signal tels que le coefficient d'aplatissement (Kurtosis), le facteur de dissymétrie (Skewness), la moyenne et la variance.

Dans notre cas, l'état du sol se présente sous différentes formes, il est donc nécessaire de déterminer certaines de leurs caractéristiques pour pouvoir les différencier. En outre, la capacité de reconnaître et de négocier des escaliers par un signal ultrasonore est cruciale. Par conséquent, diverses caractéristiques, de forme, de texture, etc., qui fournissent des informations complémentaires et distinctes sont extraites à partir des différentes représentations du signal. Considérons x_i un signal ultrasonore, avec $i = 1, \dots, N$. Nous donnons dans la suite, l'ensemble de ces primitives extraites de chacune des représentations précédemment décrites.

Primitives extraites de la représentation du domaine temporel (RT) : Signal ultrasonore filtré

Moyenne :

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3.3)$$

L'Écart type (Sample Standard Deviation) :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (3.4)$$

Maximum $mx = \max_{i=1,\dots,N}(x_i)$

Minimum $mn = \min_{i=1,\dots,N}(x_i)$

Moment d'ordre trois : facteur de dissymétrie (Skewness) :

$$\mu_3 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3 \quad (3.5)$$

Moment d'ordre quatre (3.6) : coefficient d'aplatissement (Kurtosis) :

$$\mu_4 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4 \quad (3.6)$$

Valeur efficace (Root Mean Square (RMS)) :

$$V = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (3.7)$$

$$R = \sqrt{V} \quad (3.8)$$

Primitives extraites à partir du spectre de Fourier (RS) : Les primitives extraites à partir du spectre du signal sont les mêmes extraites du signal filtré du domaine temporel, Eq. (3.3) à l'Eq. (3.8).

Primitives extraites à partir du spectrogramme (RSB) : cette représentation étant une image, des primitives de texture de Haralik's détaillées dans [HSD73] sont extraites.

Primitives extraites à partir du periodogramme : Les primitives extraites à partir du spectre du signal filtré sont également extraites à partir du periodogramme, voir Eq.(3.3) à l'Eq.(3.8). On extrait également :

La variance (equation (3.7))

Le biais (moment d'ordre 1) :

$$B = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}) \quad (3.9)$$

3.4.3 Stratégies de prise de décision

La décision à prendre consiste en l'attribution de l'écho ultrasonore à l'une des classes correspondant à l'état du sol qui sont Sol, E.D et E.A. Pour ce fait, deux stratégies sont proposées. La première consiste à tirer la décision à partir de l'une des représentation précédemment décrites. La seconde consiste à procéder en deux étapes définissant, ainsi un arbre de décision. Dans la première, on classifie en Sol ou Non-Sol et on ne passe à la seconde étape que si l'écho est classé Non-Sol, pour distinguer s'il est E.A ou E.D. Dans ce qui suit, nous détaillons ces deux stratégies, puis on présente le classifieur utilisé dans ce processus de décision.

3.4.3.1 Stratégies basées sur une seule représentation

Dans cette partie, l'ensemble des primitives extraites d'une représentation du signal, sont considérées comme entrée du processus de classification. Ce processus permet d'attribuer à chaque échantillon la classe correspondante. Trois entrées sont finalement considérées séparément pour la classification.

- **Entrées extraites de la représentation temporelle.**
- **Entrées extraites de la représentation basée sur la T.O de Haar.**
- **Entrées extraites de la représentation basée sur la TF**, qu'on note RF et qui consiste à fusionner par concaténation les primitives extraites de chacune des représentations issues du spectre du signal, à savoir RS, RPM, RPL, RSU et RSB, (cf. figure 3.9).

3.4.3.2 Arbre de décision

Un système d'aide au déplacement des personnes à déficience visuelle doit être évalué non seulement par sa fiabilité mais également par sa rapidité et son efficacité. Si la fiabilité est reliée aux erreurs qui entachent le traitement dès l'acquisition jusqu'à la décision, la rapidité et l'efficacité sont plutôt affectées par la complexité algorithmique et le temps de calcul. Ces derniers sont d'autant plus importants que le nombre de classes à discriminer est élevé. Lors de son déplacement, un non voyant n'a besoin d'être alerté que dans le cas d'un danger tels que la détection d'un E.A ou un E.D. Dans ce cas, il

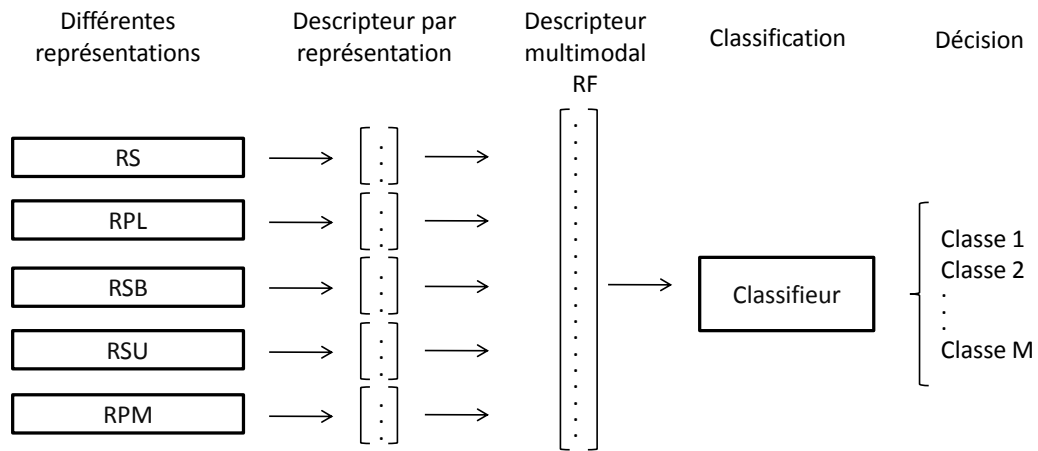


Figure 3.9. Processus général de fusion de primitives.

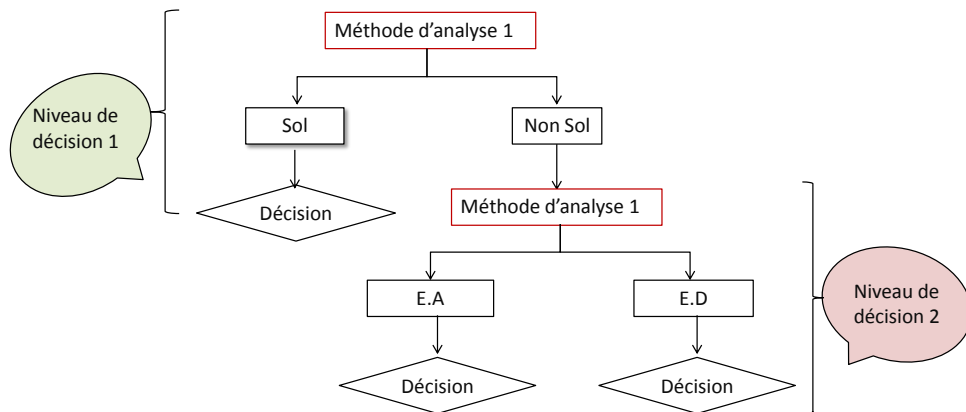


Figure 3.10. Stratégie de l'arbre de décision pour le système de déplacement des non voyants

est plus astucieux de définir une nouvelle répartition des états du sol en uniquement deux catégories Sol ou Non-Sol. L'alerte au non voyant ne devient nécessaire que dans le cas Non-Sol. Cela nous amène à proposer une nouvelle stratégie de classification de structure pyramidale [BID13]. En premier lieu, cette stratégie consiste à simplifier le système de classification en réduisant à chaque étape le nombre de classes à discriminer. En deuxième lieu, l'existence de plus qu'un niveau de classification permet d'accélérer le processus de prise de décision. En effet, le nombre d'attributs à examiner à chaque niveau de décision est significativement réduit. La Figure 3.10 illustre le principe de cette stratégie.

Cette nouvelle stratégie peut être unimodale dans laquelle la même méthode d'ana-

lyse est employée dans les deux niveaux de l'arbre. Comme elle peut être multimodale qu'on propose d'appeler "arbre de décision hybride", où différentes méthodes d'analyse sont employées. Le choix de la méthode la plus appropriée à chaque niveau d'analyse est basé, principalement, sur sa capacité de représentation et de discrimination.

Approche unimodale : Dans cet arbre de décision, nous intégrons le même type d'entrées à chaque niveau de décision, notamment celles extraites de la TF ou la T.O.

Approche multimodale : Arbre de décision hybride : Cette stratégie est basée sur la fusion de la TF et la T.O. Le recours à deux types de représentations est justifié par la variation de la nature des classes de chaque niveau. En effet, dans le premier niveau, on a affaire aux classes Sol et Non-Sol. Si nous observons deux échantillons, (un de chaque classe "Sol" ou "Non-Sol"), nous pouvons noter que les deux présentent à leurs débuts un même état de sol (à savoir sol plat). Le premier continue sur le même rythme, alors que le deuxième devie vers l'apparence d'un escalier. De cette observation, nous optons vers une analyse locale des échos dans ce niveau. Pour le deuxième niveau, si nous observons deux échantillons, (un de chaque classe "E.A" ou "E.D"), nous trouvons qu'ils suivent un même rythme donc une analyse globale pourrait mieux les discriminer. Suite à ces observations, nous décidons d'utiliser la T.O en premier niveau de l'arbre et la TF en deuxième niveau. Notons que la pratique a soutenu nos observations.

3.4.3.3 Classifieur utilisé

Le processus de décision dépend aussi bien du nombre d'attributs que de la nature du classifieur employé. Le choix du classifieur se base essentiellement sur la nature de l'application, la dimension et la variabilité de la base de données, le nombre de classes, etc. En pratique, et particulièrement dans les systèmes fonctionnant en temps réel, la quantité des échantillons disponibles est réduite. Dans ce contexte, les machines à vecteurs de support (SVM) représentent le meilleur choix. Le classifieur SVM est alors utilisé pour évaluer notre système de détection et de reconnaissance de l'état du sol.

Les machines à vecteurs de support ou les séparateurs à vaste marge SVM (Support Vector Machine) ont été proposés par Vapnik en 1995 [Vla98]. Elles sont conçues pour la décision binaire. De plus, elles sont des méthodes, non supervisées, généralistes de discrimination et d'apprentissage. En fait, les SVMs se basent essentiellement sur la sélection des échantillons d'apprentissage les plus représentatifs tout en assurant la généralisation du modèle. L'objectif principal des SVM est de générer un séparateur valide sous forme d'hyper-plan dit optimal qui maximise la marge entre les deux classes en question. La séparation optimale entre les données est relative à des fonctions appelées noyaux (kernel) qui sont utilisées par le classifieur SVM.

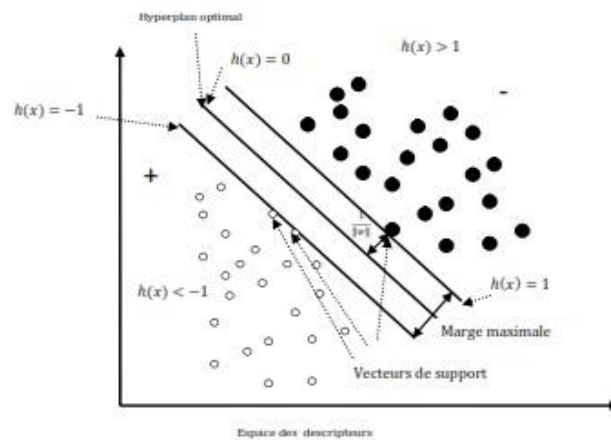


Figure 3.11. L'hyperplan optimal.

Depuis l'apparition de SVM et à cause de sa capacité à résoudre les problèmes de séparation non linéaires par apprentissage, ce classifieur a suscité l'attention des chercheurs de divers domaines.

Support vector machines multi-classes : Le SVM a été conçu comme un classificateur binaire, néanmoins, il y a différentes manières d'appliquer l'algorithme de base en problèmes de classification qui concernent m classes. Différentes solutions ont été proposées : Une méthode pour améliorer les performances des SVM a été suggérée par Vapnik en 1998 [Vla98]. Il s'agit d'utiliser les valeurs continues des fonctions de décision SVM plutôt que de simplement leur signe. La classe d'un échantillon de données est celle qui a une fonction de décision avec la plus grande valeur, indépendamment du signe. Cela semble aujourd'hui être la méthode la plus commune pour la classification SVM multi-classes en usage.

– **Méthode "Un contre tous" :**

C'est la solution la plus simple. Elle permet de construire autant de classifieurs SVM que de classes c'est à dire pour M classes nous avons M classifieurs. Le classificateur M sépare les données de la classe M de tout le reste de données d'apprentissage. Le nombre de combinaisons nécessaires pour classer toutes les formes est égal au nombre de classes. Pour prendre une décision de classification, nous gardons la classe qui a eu la valeur maximale de toutes les fonctions de décision.

– **Méthode "Un contre Un" :**

Dans ce cas, chaque classificateur est entraîné avec un sous-ensemble de données d'apprentissage, qui contient les vecteurs de deux classes. Pour un problème de M classes, nous avons $M(M - 1)/2$ classifieurs. Cette stratégie assigne x à la classe qui a reçu le plus grand nombre de votes. L'inconvénient majeur de cette méthode réside dans le fait que sa complexité augmente rapidement avec l'augmentation de M puisqu'elle nécessite $M(M - 1)$ combinaisons.

Dans ce qui suit, nous proposons d'évaluer les différentes stratégies précédemment proposées. Ceci nécessite la conception d'une base de données.

3.5 Résultats et évaluations

3.5.1 Conception de bases de données

Dans le but d'analyser le comportement du signal ultrasonore lors du changement de l'état du sol, différentes expériences, conformes aux conditions réelles de déplacement des non voyants, sont réalisées. Ces expériences nécessitent la conception d'une base de données conforme à certaines normes amenant à la réussite de l'étape de l'évaluation. Nous citons ici les normes les plus importantes :

- Varier les conditions de prise : variation de la forme, des points de vue, de la matière, ...
- Garder la même direction du capteur, c'est à dire fixer l'angle d'inclinaison.
- Se mettre dans les conditions réelles d'utilisation du dispositif par les non voyants tel que le mode d'emploi.

La conception de cette base est assurée par le prototype de la canne réalisée, c'est le capteur ultrasonore, fixé à la canne et dirigé vers le bas, qui est exploité dans nos expériences.

Pour un état de sol donné (surface plane, E.A et E.D), les prises de capture comportent : différentes formes capturées, différentes textures utilisées et de cinq à dix captures de différents points de vue pour chaque objet.

Pour les enregistrements correspondants aux E.A ou E.D, la prise du signal US commence par un sol et se termine par le début des escaliers, (cf. figure 3.12). Nous avons mené nos expérimentations sur une première base de signaux de 30 mesures. Cette base est constituée de 64 sols, 77 escaliers ascendants et 64 escaliers descendants pour l'apprentissage et de 28 sols, 34 escaliers ascendants et 25 escaliers descendants pour la généralisation.

Des images représentatives des signaux employés sont illustrées par la figure 3.13.

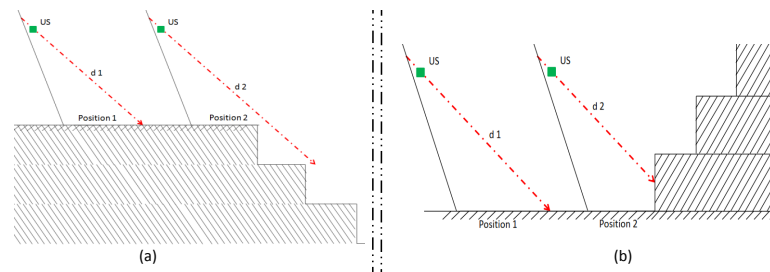


Figure 3.12. Exemple de prises de captures pour (a)E.D, (b) E.A

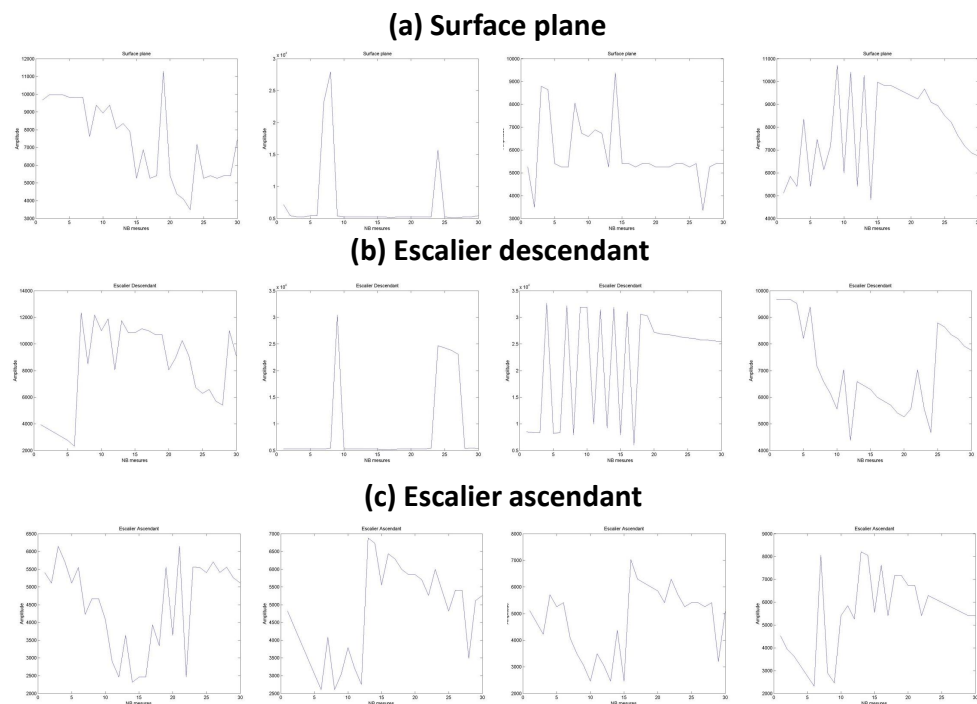


Figure 3.13. Exemples de signaux ultrasonores

Table 3.1. Résultats obtenus par les approches basées sur une seule représentation du signal

	RT	RF	RO de Haar
Taux de classification Sol/E.A/E.D	70.11%	78.16%	83.90%
Temps de traitement (s)	0.15	0.19	0.12

Un système d'aide à la décision destiné, principalement, aux personnes à déficience visuelle, doit être robuste et essentiellement, un système temps réel. En effet, le temps de pré-traitement et de classification est d'autant plus énorme que le nombre de mesures par signal est important. En pratique, la taille de l'échantillon réellement disponible est très réduite. Dans ce cas, nous avons construit une nouvelle base de données offrant l'avantage d'affaiblir le temps de prise de capture et de diminuer le nombre de mesures construisant l'échantillon ce qui réduit le temps d'exécution.

La nouvelle base de données est fondée sur le même principe que la première base sauf que le nombre de mesures pris pour chaque signal est limité à 20 mesures. Cette base est constituée de 300 sols, 300 escaliers ascendants et 300 escaliers descendants pour l'apprentissage et de 200 sols, 200 escaliers ascendants et 200 escaliers descendants pour la généralisation.

3.5.2 Reconnaissance de l'état du sol pour un échantillon de grande taille

Dans la phase d'apprentissage, nous avons eu recours à la technique de validation croisée de 10 itérations pour définir le noyau du classifieur SVM et optimiser ses hyper paramètres.

Nous présentons dans le tableau 3.1 les taux de classification obtenus par les approches basées sur une seule représentation du signal : RT, RF, et celle basée sur RO de Haar. Nous remarquons que les meilleurs résultats en terme de précision et temps de calcul sont obtenus par l'approche basée sur la T.O (environ 83.90% et 0,12s). Toutefois, ce résultat n'est pas totalement satisfaisant. Pour cela, nous avons essayé de mieux localiser les erreurs de reconnaissance parmi les trois classes.

Le tableau 3.2 donne une synthèse des erreurs de classification commises par l'approche présentant les meilleurs résultats. Nous remarquons à partir de ces résultats que la reconnaissance des E.D est entachée de la plus grande erreur avec des faux négatifs de (40%) (taux de reconnaissance = 60%). Ce type d'objet est classé comme étant un sol pour 24% des cas. Ce type d'erreurs expose le non voyant à un risque sérieux d'accident et le pousse à ne plus avoir confiance à la canne.

Table 3.2. Résultats obtenus par l'approche basée sur la T.O de Haar

(Entrées) Reconnues comme :	(Sorties) Classées comme		
	Sol	E.A	E.D
Sol	92.8%	7.2%	0%
E.A	5.8%	94.2%	0%
E.D	24%	16%	60%

Table 3.3. Résultats obtenus par les différents arbres de décision

	Arbre unimodale (RF)	Arbre unimodale (T.O)
Taux de classification Sol/Non-Sol	86.2%	91.9%
Taux de classification E.A/E.D	88.1%	76.3%

Afin d'évaluer l'efficacité de l'arbre de décision, nous comparons les résultats des approches basées respectivement sur la RF avec celles sur la T.O. Cette comparaison est faite selon le critère d'erreur de classification d'objets "Non sol" dans la classe "Sol".

D'après les résultats du tableau 3.3, nous remarquons que l'approche basée sur la T.O offre la précision la plus élevée (environ 92%) dans la discrimination entre la classe Sol et la classe Non-Sol. Nous présentons, alors, dans le tableau 3.4 les résultats détaillés de classification, obtenus par l'approche basée sur la T.O. D'après ce tableau, nous constatons l'avantage d'adopter la T.O pour le premier niveau de l'arbre de décision. En effet, le processus de décision correspondant présente un taux d'erreur vigoureusement réduit (autour de 1.7%) comparé à celui obtenu par la même approche (basée sur la T.O), mais sans faire recours à l'arbre de décision (40%). D'autre part, il est à signaler qu'avec ce processus de décision (arbre de décision unimodale basé sur la T.O), le système peut se tromper sur un sol et alerter le non voyant d'un escalier dans 21,4% des cas, mais il ne se trompe pratiquement pas sur la classe "Non-Sol" (reconnaissance de 98,3%). Ces comparaisons de précisions permettent de valider l'importance de l'utilisation de l'arbre de décision unimodale basé sur la T.O pour la discrimination entre la classe "Sol" et la classe "Non-Sol".

Nous évaluons, maintenant, l'approche de l'arbre de décision unimodale basé sur la RF (tableau 3.5) afin d'extraire le taux d'erreur lors de la classification des objets appartenant à la classe Non-Sol. Nous remarquons, à partir des résultats de ce tableau, que le taux d'erreur (13%) résultant de l'arbre de décision unimodale basé sur la RF est inférieur à celui de l'approche basée sur la T.O sans faire recours à l'arbre de décision, par contre, il est très élevé par rapport au taux d'erreur résultant de l'arbre de décision

Table 3.4. Résultats obtenus par l'arbre de décision unimodale basé sur la T.O

	(Sorties) Classées comme	
(Entrées) Reconnues comme :	Sol	Non-Sol
Sol	78.57%	21.43%
Non-Sol	1.7%	98.3%

Table 3.5. Résultats obtenus par l'arbre de décision unimodale basé sur la RF

	(Sorties) Classées comme	
(Entrées) Reconnues comme :	Sol	Non-Sol
Sol	85.7%	14.3%
Non-Sol	13.5%	86.4%

unimodale basé sur la T.O. Dans ce cas, nous pouvons dire que la deuxième méthodologie de classification a montré son intérêt par les deux arbres de décision unimodale basés sur la RF et, principalement, sur la T.O.

Nous évaluons, maintenant, le deuxième niveau de classification de notre système qui consiste à la discrimination entre les deux classes E.A et E.D. Dans ce niveau, nous nous intéressons principalement à la précision la plus élevée. D'après les résultats figurant dans le tableau 3.3, nous remarquons que l'arbre de décision unimodale basé sur la RF donne le taux de précision le plus élevé. Selon cet angle d'analyse, nous déduisons que la RF offre les meilleures performances mais uniquement dans le deuxième niveau de l'arbre de décision. Par contre, l'approche basée sur la T.O permet d'atteindre de bons résultats mais que dans le premier niveau de l'arbre de décision. Dans le but de tirer profit de ces deux transformations, nous proposons une nouvelle approche, arbre de décision hybride, basée sur ces deux transformations construisant un arbre de décision hybride : la T.O est utilisée dans le premier niveau de l'arbre de décision et la RF est intégrée dans le deuxième niveau du même arbre de décision.

Le tableau 3.6 nous montre les résultats attribués au nouvel arbre de décision après l'hybridation de la T.F et la T.O.

Les méthodes conventionnelles d'analyse du signal ont montré de bonnes performances pour des bases de données dont les échantillons sont riches en détails minimisant ainsi le risque d'imprécision en défaveur du temps de calcul. Dans notre cas, le système de reconnaissance de l'état du sol doit être obligatoirement un système fonctionnant en temps réel. Il est donc impérativement nécessaire de sacrifier la richesse en détails des échantillons pour alléger les calculs et diminuer le temps de traitement. Cependant, le recours à de tels signaux donne lieu à différentes formes d'imperfections d'informations

Table 3.6. Résultats de l'arbre de décision hybride

	arbre de décision hybride
Taux de classification Sol/Non-Sol	91.9%
Taux de classification E.A/E.D	88.1%

Table 3.7. Résultats obtenus par les approches utilisant un seul niveau de classification

	RT	RF	RO de Haar
Taux de classification Sol/E.A/E.D	69,8%	75,3%	75,3%

extraites du signal notamment l'incomplétude et l'ambiguïté.

Nous présentons dans la section suivante, les nouvelles performances obtenues en se basant sur ces méthodes pour l'analyse d'échantillons de petite taille.

3.5.3 Application aux échantillons de petite taille

Dans cette partie, les approches basées sur un seul niveau de classification évaluées sur des échantillons de grande taille, sont réévaluées, mais cette fois avec des échantillons plus petits.

Nous présentons dans le tableau 3.7 les nouveaux résultats obtenus par les différentes approches pour la nouvelle base de données composées d'échantillons de petite taille.

Le recours à des échantillons de petite taille a donné lieu à différentes formes d'imperfection de l'information et notamment d'ambiguïté, ce qui nécessite une méthode adéquate de modélisation d'informations imparfaites. Les analyses statistiques des méthodes classiques ne traitent pas l'imprécision et l'ambiguïté de l'information mais plutôt elles les camouflent par l'utilisation des approximations. Ce raisonnement théorique est confirmé par les résultats présentes dans le tableau 3.7 et le tableau 3.8 principalement dans le premier niveau de l'arbre. Ces résultats nous montrent la dégradation des performances des méthodes conventionnelles. Les limitations de ces méthodes nous amènent à considérer une nouvelle approche adéquate de modélisation d'informations imparfaites et principalement ambiguës. Dans cette optique, la modélisation possibiliste est alors introduite pour résoudre les cas d'ambiguïté et de l'imprécision de l'information. Cette approche est présentée dans le chapitre suivant.

Table 3.8. Résultats obtenus par les différents arbres de décision

Approches	RF	RO	Arbre de décision hybride
Taux de classification Sol/Non-Sol	74,1%	68,3%	74,1%
Taux de classification E.A/E.D	96,25%	93,25%	96,25%

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé la question liée à la modélisation des informations issues d'un capteur ultrasonore. Initialement, ce type de signal, notamment l'écho ultrasonore, sa nature, des caractéristiques et son exploitation sont décrits. Ensuite, un état de l'art sur la reconnaissance de formes basée sur les ultrasons est présenté. Pour notre système de reconnaissance des états de sol par les ultrasons, nous avons proposé une modélisation des échos ultrasonores basée sur la représentation spectrale des connaissances selon deux modèles. Le premier modèle basé sur l'une des représentations conventionnelle (temporel, TF et T.O) d'un signal ultrasonore.

Le deuxième modèle consiste, dans une première version, à la réduction du temps de traitement en intégrant d'autres niveaux de classification. Dans une deuxième version, ce modèle fait recours à l'hybridation de deux approches d'analyse spectrale afin d'améliorer les performances de notre système et de réduire le temps de traitement.

L'évaluation des approches proposées a été effectuée sur une base de données obtenue par le prototype de la canne que nous avons réalisé. Deux types de bases ont été considérés, l'une contenant des échantillons de grande taille, l'autre contenant des échantillons de petite taille, conformément à la réalité. Un taux de reconnaissance supérieur à 98% a été atteint avec la première base. Des taux plus modestes ont été notés avec la deuxième base de données à cause des imperfections liées à la taille des échantillons.

Les limitations des approches pour le traitement d'échantillons de petite taille nous amènent à considérer le modèle possibiliste pour la modélisation de l'imperfection d'informations.

Chapitre 4

Reconnaissance de l'état du sol par signal ultrasonore à base possibiliste

4.1 Introduction

La contrainte de temps, pour un système d'aide à la décision, nous a obligé à faire recours à l'analyse d'échantillons de petite taille. Certes que dans ce cas, le temps de traitement devient, éventuellement, réduit. Néanmoins, plus la taille des échantillons est petite, plus les données sont ambiguës, imprécises, incertaines et incomplètes. La modélisation des connaissances dépend fortement de la nature des informations fournies. La majorité des méthodes utilisées en traitement du signal se basent, uniquement, sur une analyse conventionnelle des signaux. La question qui doit être posée est la suivante : "est ce que ce type d'analyse est capable de modéliser parfaitement les informations contenues dans le signal et de reconnaître la nature de l'objet détecté ?".

Nous avons montré dans le chapitre précédent que les méthodes conventionnelles d'analyse spectrale d'un signal ultrasonore ont prouvé leur efficacité et ont montré un grand potentiel dans la caractérisation du signal. Néanmoins, dans le cas de modélisation des informations ambiguës et incertaines, ces méthodes ont montré de nombreuses limitations. Afin d'avoir un système de modélisation efficace (en termes d'analyse et de classification), une méthode adéquate de modélisation d'informations imparfaites est recommandée. Pour remédier à une telle problématique et avoir le maximum de robustesse, il est nécessaire de tenir compte des différentes formes d'imperfection dans la représentation de l'information pour la rendre utile pour le raisonnement. Dans ce contexte, la

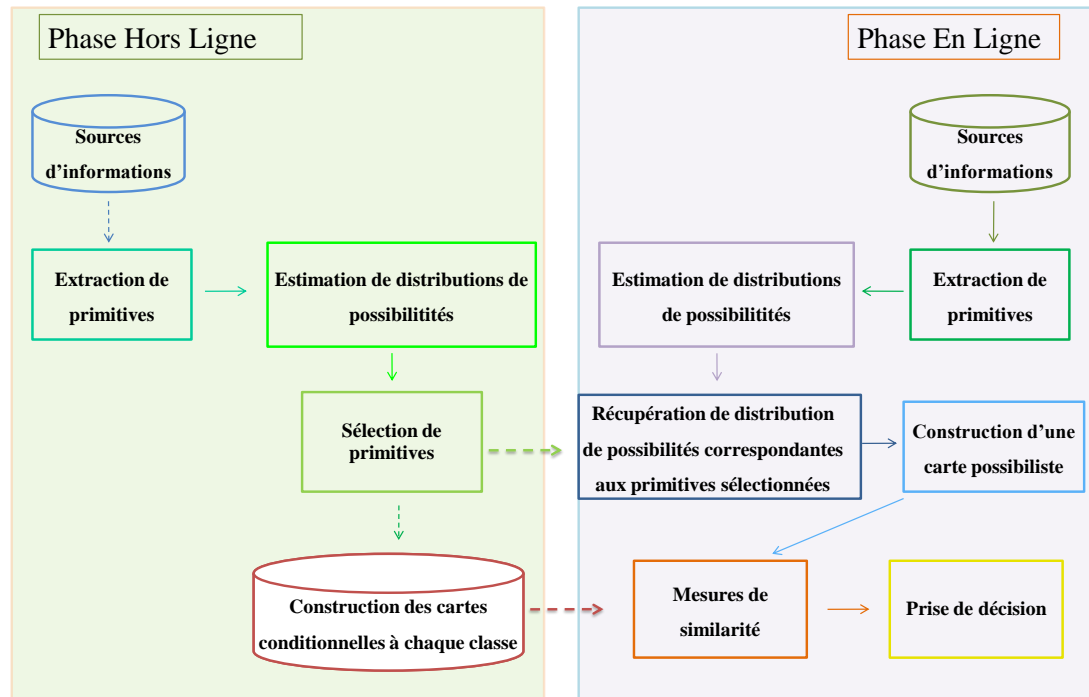


Figure 4.1. L'architecture conceptuelle de l'approche de modélisation possibiliste proposée

théorie des possibilités étant fréquemment très utile, non pour éliminer les différentes formes d'imperfections mais plutôt pour les prendre en compte lors de la modélisation des données. Cette théorie se base, dans son processus de modélisation, sur des distributions de possibilités π , estimées à l'aide des primitives extraites à partir des différentes représentations du signal.

A la lumière des considérations précédentes, nous avons proposé une nouvelle approche de modélisation de données, permettant d'analyser au mieux le contenu informationnel des signaux ultrasonores. Dans un premier temps, cette approche consiste en une transformation des sources de connaissances disponibles, dans un contexte possibiliste de représentation. Dans un second temps, cette approche permet de construire des cartes possibilistes conditionnelles à chaque classe.

L'architecture conceptuelle de l'approche de modélisation possibiliste que nous proposons est schématisée par la figure 4.1.

Cette architecture, comprend deux phases principales :

- **Une phase d'apprentissage** : Cette phase comporte quatre étapes qui sont

1. Pré-traitement du signal : Cette étape consiste à éliminer le bruit ajouté par l'environnement extérieur tel que le bruit d'interférence avec d'autres signaux.

Ensuite, dans le cas où le signal brut ne permet pas de coder parfaitement l'information utile, par exemple l'effet d'un obstacle sur un signal sonore, une ou plusieurs transformations peuvent être appliquées sur ce signal. Ces transformations ont l'intention de dévoiler l'information recherchée et nous offrent de nouvelles représentations, sources d'informations, dont le contenu informationnel est plus pertinent.

2. Extraction de primitives : la méthode proposée consiste à extraire le maximum de primitives à partir des sources d'informations considérées.
 3. Transformation des mesures de primitives en distributions de possibilités : Partant du fait que les distributions de possibilités ne peuvent pas être inférées directement à partir des mesures de primitives, une étape intermédiaire est nécessaire. Nous utilisons, dans notre système, la théorie de probabilité, comme un pont, pour aboutir à une modélisation possibiliste des connaissances fournies par les primitives.
 4. Sélection de primitives : Notre méthode d'extraction de primitives, visant à extraire le maximum de primitives, peut donner lieu à certaines primitives redondantes, inefficaces ou inutiles, etc. En outre, la complexité de notre système peut devenir très élevée. Pour remédier à l'ensemble de ces limitations, nous avons proposé une nouvelle approche de sélection de primitives pour la modélisation possibiliste.
 5. Construction de carte possibiliste : Cette étape consiste en une construction des cartes possibilistes conditionnelles à chaque classe. Ces cartes sont considérées comme une signature, capables de discriminer les différentes catégories.
- **Une phase de reconnaissance** : Celle ci suit les mêmes étapes que celles de la phase d'apprentissage afin de construire une carte possibiliste relative à l'échantillon d'évaluation. Ensuite, la similarité entre cette carte et celles construites dans la phase d'apprentissage est mesurée. Enfin, la phase de décision consiste à attribuer à cette carte l'étiquette correspondante à la carte présentant le degré de similarité le plus élevé.

Afin de détailler le système proposé, nous supposons que :

- Les signaux sont répartis sur M classes : $C = \{C_1, C_2, \dots, C_M\}$.
- Les signaux sont représentés par K sources d'informations : $S = \{S_1, S_2, \dots, S_K\}$.
- $N(k)$ primitives, notées $F_k = \{f_{1,k}, f_{2,k}, \dots, f_{N(k),k}\}$, sont extraites de chaque source d'informations S_k , $k = 1, \dots, K$.

Dans la suite de ce chapitre, nous détaillons les différentes étapes de notre stratégie

de modélisation possibiliste des connaissances.

4.2 Stratégies proposées basées sur la théorie des possibilités

Le contexte que nos travaux traite particulièrement les cas où il est impossible de procéder à une étude exhaustive de la population. Ainsi, il est nécessaire d'assurer la fiabilité requise en traitant un nombre limité d'échantillons. En outre, ces échantillons doivent être de petites tailles afin de répondre aux exigences des systèmes fonctionnant en temps réel. Dans la suite de cette partie, nous détaillons le processus proposé pour la modélisation possibiliste des signaux ultrasonores. Il convient de préciser que certaines méthodes, adoptées dans nos travaux, ne sont pas applicables et ne peuvent pas être adaptées au cas des échantillons de faible taille. Dans cette optique, la démarche de validation du système proposé est basée sur quatre phases :

- L'évaluation des méthodes adoptées, qui sont destinées principalement au traitement d'un problème d'analyse des échantillons de grandes tailles.
- L'évaluation de ces méthodes après certaines modifications de leurs principes afin de les adapter au problème de modélisation des échantillons de petites tailles.
- Validation du système proposé sur des bases de référence.
- Validation du système proposé pour la modélisation des échantillons de petites tailles sur notre base de signaux ultrasonores.

4.2.1 Pré-traitement du signal

La phase de pré-traitement du signal ultrasonore intègre le même type de filtre utilisé lors de l'analyse spectrale du signal. Ainsi, un filtre passe bas avec une fréquence d'échantillonnage $F_e = 2.56 \times F_c$ est employé.

4.2.2 Représentation adoptée du signal ultrasonore

L'analyse des caractéristiques de l'écho du signal ultrasonore, réfléchi par un objet, nous a montré une modulation de la forme du signal pour chaque changement de la forme et de la nature de l'objet. Cette modulation est clairement identifiée en présentant le signal dans le domaine fréquentiel. Ainsi, il faut décrire la structure fréquentielle de l'écho du signal d'un point de vue statistique, afin d'extraire des informations pertinentes, pouvant coder l'affectation du signal par les différents objets. Le descripteur statistique, satisfaisant ces contraintes, le plus utilisé est la densité spectrale de puissance (DSP).

Ce descripteur peut être estimé par l'utilisation d'un périodogramme, moyenné ou lissé, présenté dans la section 3.4.1.

Dans notre système de modélisation possibiliste, un périodogramme lissé est utilisé comme nouvelle représentation du signal afin de parvenir à extraire des informations fiables et pertinentes.

4.2.3 Extraction de primitives

L'état du sol se présente sous différentes formes (plat, escalier descendant, escalier ascendant), il est donc nécessaire d'extraire certaines de ses caractéristiques, capables de différencier ces formes. En outre, la capacité de reconnaître et de négocier l'état d'escaliers par un signal ultrasonore est cruciale. Par conséquent, nous nous sommes basés sur les caractéristiques, de forme, statistiques, etc., fournissant des informations complémentaires et distinctes. L'ensemble des primitives extraites, à partir de cette représentation, est détaillé dans la section 3.4.2 du chapitre 3.

L'extraction de ces primitives est basée, non plus sur une seule acquisition du signal, mais plutôt sur plusieurs acquisitions successives de la même scène. Nous avons fait recours à une telle stratégie, d'une part pour avoir plus d'informations sur la même scène, et d'autre part, pour pouvoir construire une distribution de possibilités. La figure 4.2 résume le principe de prise de T captures, construisant des échantillons représentatifs, et l'extraction de $N(k)$ primitives, avec k l'indice d'une source d'informations. Cette figure nous montre qu'une matrice d'informations Q_m est construite. Elle est composée de T lignes et de $N(k)$ colonnes. L'ensemble des matrices obtenues pour tous les échantillons des différentes classes est utilisé, par la suite, pour inférer les $N(k)$ distributions de possibilités à partir des distributions de probabilités estimées à l'aide des mesures de primitives.

4.2.4 Estimation de distribution de probabilités

La modélisations possibiliste des connaissances, utilisant des distributions de possibilités, nécessite une méthode fiable d'estimation de ces distributions. Ce processus requiert, éventuellement, une étape intermédiaire permettant le transfert des mesures de primitives en distributions de possibilités. D'après des études antérieures faites sur les méthodes d'estimation de distributions de possibilités [CT86b], [San91a], il s'est avéré que la transformation de probabilités en possibilités est la plus objective. Cependant, ces transformations de $p \rightarrow \pi$ partent d'une distribution de probabilités estimée des échantillons fournis. Dans notre système, la procédure d'estimation d'une distribution

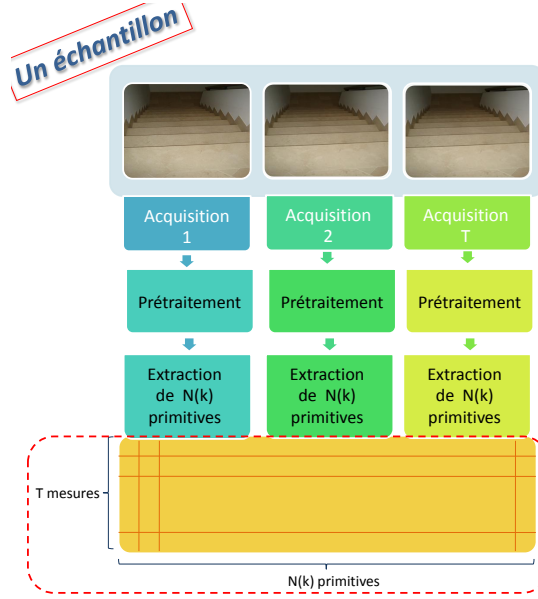


Figure 4.2. Prise de captures de la scène et extraction de primitives.

de probabilités $p_{k,n}$, à partir de la primitive f_n extraite de la source S_k , est basée sur la méthode d'histogramme. Cette méthode est classée parmi les méthodes non paramétriques, qui prennent en compte les échantillons, ainsi que leur répartition spatiale dans l'espace des paramètres. Dans le cas discret, les histogrammes consistent à compter le nombre d'observations des échantillons dont la valeur est égale à x . L'histogramme, dans ce cas, est donné par l'équation 4.1 :

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(x_i = x) \quad (4.1)$$

où $I(\cdot)$ est la fonction indicatrice. Sa valeur est égale à 1 lorsque son argument est vrai.

La figure 4.3 schématise les différentes étapes constituant ce processus. La formulation mathématique suivie pour l'estimation des distributions de probabilités est donnée par l'algorithme 1.

Les histogrammes se rapprochent, de la vraie forme de la densité de probabilité, d'autant plus que la taille N de l'ensemble de données est élevée, ce qui n'est pas notre cas. La méthode d'histogramme nécessite la détermination du nombre de classes H , sur lesquelles les données seront réparties. Dans la figure 4.4, nous présentons les distributions de probabilités obtenues pour la primitive "Skewness" utilisant différentes valeurs de H . Nous remarquons à partir de cette figure, qu'une valeur très élevée de H entraîne une représentation des données avec trop de détails, alors qu'une valeur

Algorithme 1 Algorithme d'estimation des distributions de probabilités à partir des primitives extraites à partir d'un signal ultrasonore

- 1: **Entrées :** E une matrice composée de N primitives,
 H : Nombre de classes de l'histogramme et représente aussi la taille de la distribution de probabilités.
avec : $N = \sum_{k=1}^K N(k)$
 K : Nombre de transformations appliquées sur le signal qui donnent naissance à K sources d'informations.
 - 2: **Sortie :** P : matrice des distributions de probabilités dont les colonnes correspondent à l'ensemble des primitives et les lignes représentent les valeurs des distributions.
 moy : un vecteur des moyennes des primitives, dont la dimension est N .
 ect : un vecteur des écarts types des primitives, dont la dimension est N .
 mx : un vecteur des maximums des primitives, dont la dimension est N .
 mn : un vecteur des minimums des primitives, dont la dimension est N .
 - 3: **Pour** $n = 1$ à N **Faire**
 - 4: $moy(n) \leftarrow mean(E(:, n))$
 - 5: $E(:, n) \leftarrow E(:, n) - moy(n)$
 - 6: $ect(n) \leftarrow std(E(:, n))$
 - 7: $E(:, n) \leftarrow E(:, n) / ect(n)$
 - 8: $mn(n) \leftarrow min(E(:, n))$
 - 9: $E(:, n) \leftarrow E(:, n) - mn(n)$
 - 10: $mx(n) \leftarrow max(E(:, n))$
 - 11: $E(:, n) \leftarrow E(:, n) / mx(n)$
 - 12: $Hg(:, n) \leftarrow hist(E(:, n), H)$
 - 13: $P(:, n) \leftarrow Hg(:, n) ./ size(E, 1)$
 - 14: **Fin Pour**
-

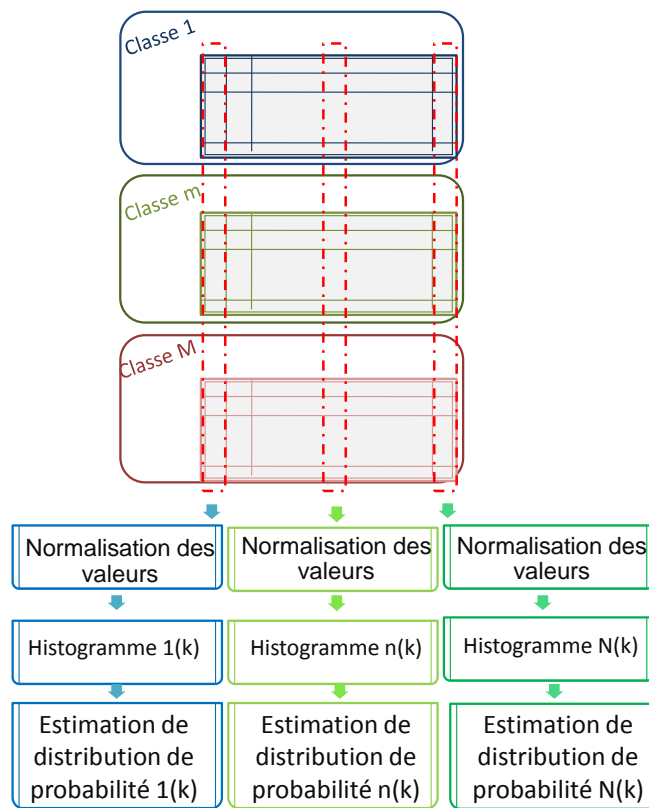


Figure 4.3. Le processus d'estimation des distributions de probabilités pour une source k .

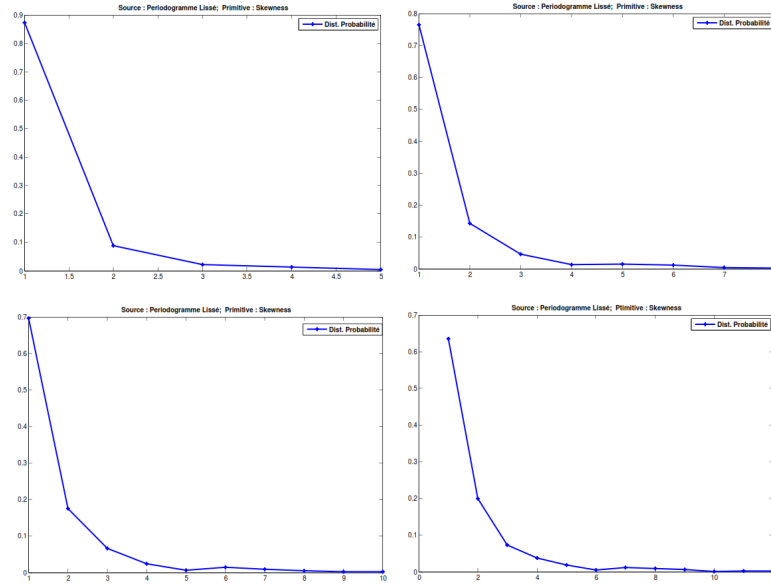


Figure 4.4. Exemples de distributions de probabilités pour différentes valeurs de H : $H = 5$, $H = 8$, $H = 10$ et $H = 12$.

très faible peut engendrer une perte d'informations. Ainsi, le choix de la valeur de H a un grand effet sur les performances de la méthode d'histogramme pour l'estimation d'une distribution de probabilités. Dans notre système, la valeur $H = 10$, assure un bon compromis.

4.2.5 Estimation des distributions de possibilités

Dans le deuxième chapitre du présent mémoire, nous avons défini différentes méthodes de transformation d'une distribution de probabilités en une distribution de possibilités. En fait, le passage d'un cadre théorique à un autre est parfois utile. Dans notre application, cette transformation est vigoureusement importante vu que les informations fournies par le capteur ultrasonore sont affectées de différentes formes d'imperfection notamment l'ambiguïté. La méthode d'histogramme est considérée comme une bonne approximation des distributions de probabilités que dans le cas où la taille des échantillons est suffisamment grande. Ainsi, inférer une distribution de possibilités à partir des informations fournies ne peut pas être basée sur la valeur précise de probabilité obtenue de l'histogramme. Pour remédier à une telle limitation, une méthode basée sur la détermination des intervalles de confiances (ICs) pour un paramètre scalaire peut être utilisée. Pour un paramètre vectoriel d'une distribution de possibilités, une région de confiance doit être, alors, définie dans l'espace de paramètres et qui contient, nécessaire-

ment, la vraie valeur du paramètre mais avec un degré de confiance égale à $1 - \alpha$. Ainsi, l'histogramme observé sera considéré comme la réalisation d'une variable aléatoire multinomiale de paramètre inconnu p . Ensuite, une région de confiance est construite sur ce paramètre p . Dans notre système, nous avons choisi l'approche de Masson basée sur les ICs probabilistes de Goodman, présentée dans le chapitre 2. Cette méthode permet d'inférer une distribution de possibilités la plus spécifique à la distribution de probabilités correspondante. En outre, cette procédure garantit que la distribution de possibilités soit consistante à celle de probabilités dans $100(1 - \alpha)\%$ des cas. Cette méthode permet d'obtenir une distribution de possibilités qui satisfait le principe de cohérence, mais ses performances d'autant plus importantes que le nombre d'échantillons est grand [MD06].

Algorithme 2 Algorithme de pré-traitement d'un signal et extraction des distributions de possibilités

- 1: **Entrées** La matrice contenant les distributions de probabilités p .
 k : Indice de la source à traiter
 $N(k)$: Nombre de primitives extraites de la source k .
 H : La dimension des distributions de probabilités.
 - 2: **Sortie** π une matrice contenant les distributions de possibilités représentant les primitives $N(k)$ de la source k .
 - 3: **Pour** $n = 1$ to $N(k)$ **Faire**
 - 4: $DP \leftarrow p(n)$
 - 5: Appliquer l'algorithme de Masson pour avoir la distribution de possibilités $\pi_{k,n}$
 - 6: **Fin Pour**
-

Quelques exemples de distributions de possibilités, résultantes de l'application de la méthode de Masson, sont donnés dans la figure 4.5. Ces distributions représentent la primitive "Skewness" extraite du signal ultrasonore pour différentes dimensions de base, $D=500$, $D=200$ et $D=25$. Cette figure nous montre que plus le nombre d'échantillons est réduit, plus les distributions de possibilités perdent leurs formes et se rapprochent de l'état de l'ignorance totale et du coup elles deviennent de plus en plus moins spécifiques. Ceci confirme la forte corrélation entre la valeur de D et la construction des distributions.

Pour faire face à cette problématique, différentes recherches sur la construction des ICs sont entamées. Elles nous ont permis de conclure que les ICs simultanés de Sison et Glaz [SG95b] sont les plus adaptés pour des échantillons de données ayant une petite taille. En fait, Sison et Glaz ont proposé deux méthodes pour construire des ICs simultanés. La première méthode est basée sur l'approximation de distribution multinomiale, moyennant l'algorithme de Levin [Lev81]. La deuxième méthode met en oeuvre la structure de dépendance négative intrinsèque dans la distribution multinomiale et les

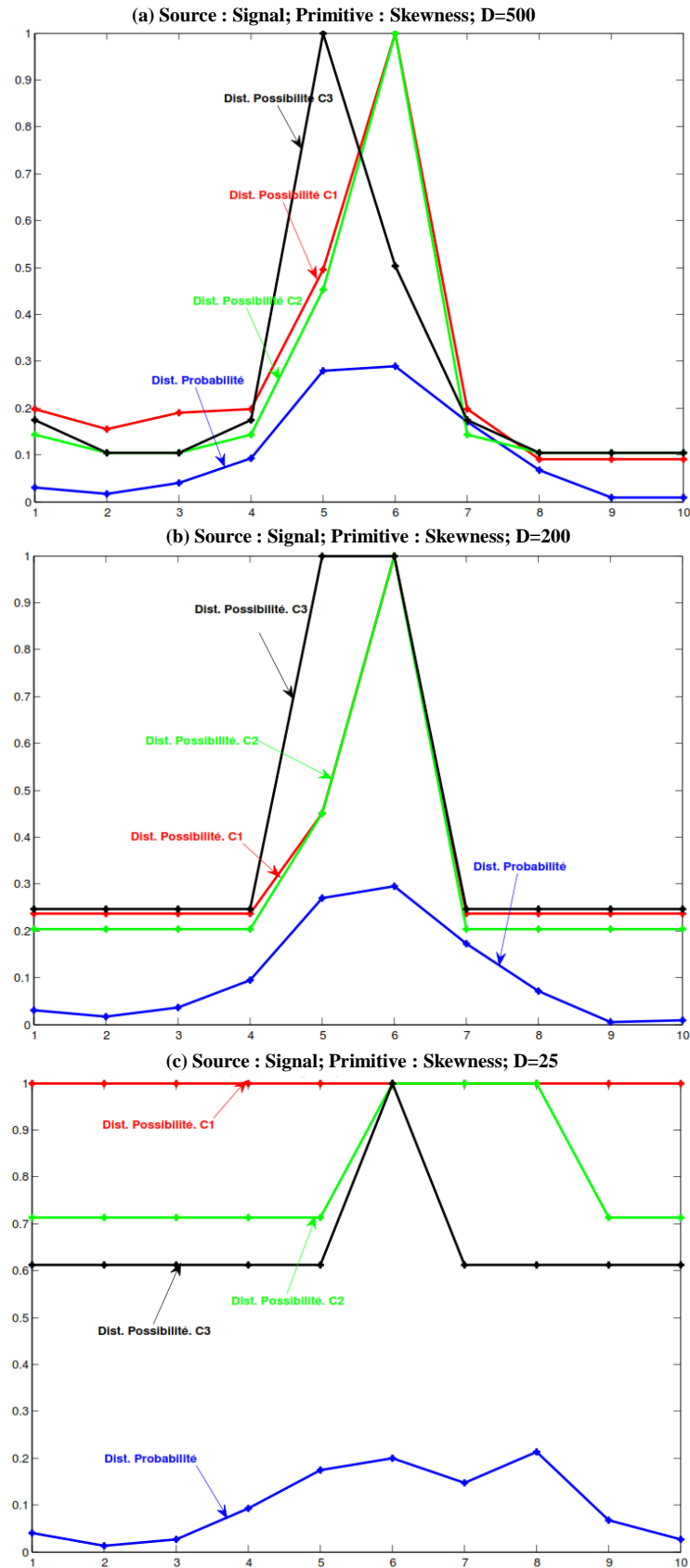


Figure 4.5. Exemples de distributions de possibilités pour différentes valeurs de D , $D = 500$, $D = 200$, $D = 25$, utilisant les ICs de Goodman. C_1 classe Sol, C_2 classe E.D et C_3 classe E.A.

inégalités liées introduites par Glaz et Johnson [GJ84].

Les deux procédures proposées sont également efficaces, sauf que la deuxième approximation devient pénalisante en temps de calcul lorsque, d'une part, la taille d'échantillons est importante, et d'autre part, le nombre de classes sur lesquelles l'échantillon de données est réparti, est aussi grand. Pour éviter toutes sortes de détérioration des performances de notre système, nous recommandons, alors, d'utiliser la procédure basée sur le théorème de Levin [SG95b].

Les nouvelles distributions obtenues, utilisant cette méthode de calcul des ICs, sont données dans la figure 4.6. Cette figure nous montre que les distributions de possibilités résultantes de l'intégration de la méthode de Sison et Glaz, au sein de l'approche de Masson dépendent également du nombre d'échantillons utilisés. Il est certes que, pour un nombre réduit d'échantillons, cette méthode génère des distributions moins spécifiques que celles inférées d'un grand nombre d'échantillons. Néanmoins, elle a réussi à préserver un contenu informationnel important.

La comparaison des deux méthodes de construction des ICs nous montre que les distributions obtenues par les ICs de Sison et Glaz sont plus spécifiques que celles obtenues par les ICs de Goodman principalement lors de l'utilisation d'un nombre d'échantillons réduit. Ceci nous confirme l'apport de l'hybridation de la méthode de Masson avec les ICs de Sison et Glaz.

Dans la suite de ce mémoire, nous utilisons les distributions résultantes de cette hybridation pour la construction de cartes possibilistes conditionnelles à chaque classe. Ces cartes sont construites en utilisant les distributions correspondantes aux différentes primitives.

La procédure d'extraction de primitives suivie consiste à extraire le maximum d'informations. Donc, il existe nécessairement des informations inutiles conduisant à la détérioration des performances. Ainsi, une étape de sélection de primitives pertinentes est primordiale.

4.2.6 Sélection de primitives dans un cadre possibiliste

La sélection de primitives est devenue de plus en plus importante dans les systèmes d'aide à la décision. Elle a comme but de réduire, principalement, la complexité de traitements. Outre que la complexité, diverses limitations sont mentionnées dans la littérature [KJ97, BL97, GE03, LMPF01, ML03, McC03, BON03, TM00, SCY09]. Par exemple, dans [SP03], Sha *et al.* utilisent 4 millions de primitives. Certaines de ces primitives, sans doute, sont redondantes ou inutiles. Dans ce cas, elles peuvent être une source de différents types de bruit et conduisent à des phénomènes de sur-apprentissage, d'où

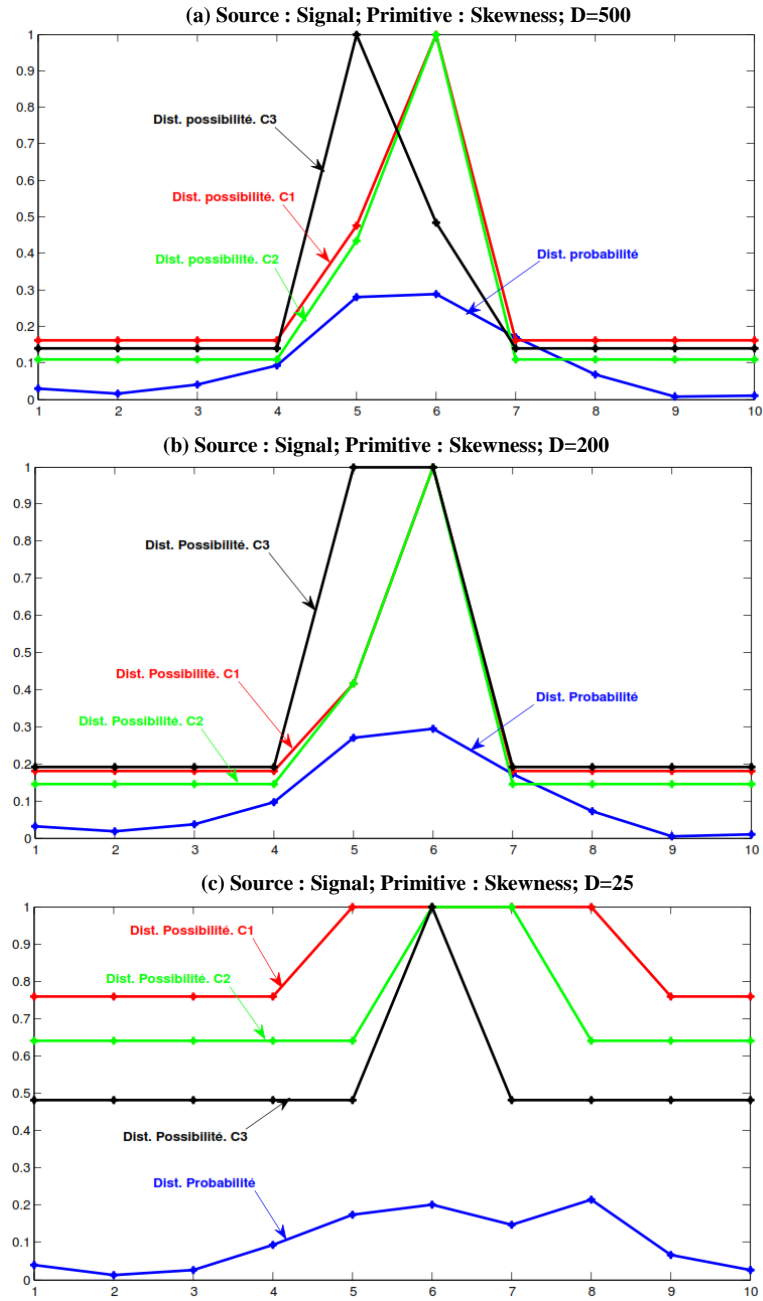


Figure 4.6. Exemples de distributions de possibilités pour différentes valeurs de D , (a) : $D = 500$, (b) : $D = 200$, (c) : $H = 25$, utilisant les ICs de Sison et Glaz. C_1 classe Sol, C_2 classe E.D et C_3 classe E.A.

à une détérioration des performances. Évidemment, les attributs n'ont pas la même importance au sein des différentes classes. Certains d'entre eux sont utilisés pour la discrimination entre les classes. Par contre, d'autres sont exploités que pour la représentation des classes. En effet, la minimisation de la variance intra-classe qui assure une caractérisation parfaite des différentes classes, n'a aucune relation avec la capacité de la maximisation de la variance inter-classes et inversement. Ainsi, la sélection de primitives exige une étape de pré-évaluation de la capacité de représentation/caractérisation de chaque primitive. Le processus de sélection présente, alors, une grande importance et dépend, principalement, de la nature de l'application et de ses objectifs.

Dans diverses applications, deux difficultés sont rencontrées dans le processus de sélection de primitives :

- Sélectionner les primitives offrant une meilleure caractérisation des classes, assurant ainsi, une minimisation de la variance intra-classe tout en gardant une cohérence maximale.
- Les primitives offrant une meilleure séparation entre les classes, assurant ainsi, une maximisation de la variance inter-classe.

4.2.6.1 Etat de l'art

De nos jours, différentes méthodes de sélection de primitives ont été proposées dans la littérature. Dans [AD94], Almuallim et Dietterich ont présenté une approche basée sur une recherche exhaustive pour extraire une combinaison minimale de primitives, nécessaires à la construction d'une hypothèse cohérente, utilisant un nombre réduit d'exemples. Cette méthode, dans le cas d'un très grand nombre de primitives, nécessite un temps de calcul énorme afin de traiter toutes les combinaisons possibles et de trouver parmi ces combinaisons celle qui est optimale. Dans [TG76], une autre approche, adoptée au problème de sélection de primitives, est proposée. Cette approche génère des primitives maximisant la séparation entre les classes tout en assurant une description intraclass satisfaisante. Elle utilise une transformation de matrice qui maximise la distance inter-classe, tout en maintenant la distance intra-classe constante ou bien la somme de la distance inter-classe et intra-classe constante.

D'autres stratégies ont été proposées et qui sont heuristiques car elles ne retiennent que les primitives qui sont communes pour les données d'apprentissage. Toutefois, le raisonnement humain ne fonctionne pas de cette manière, mais il suit, plutôt, le principe d'une modélisation globale, qui semble être très proche du raisonnement possibiliste [Ezi].

D'autres approches de sélection de primitives basées sur la pondération d'attributs ont été employées dans le processus de classification [WAM97, CS93, PGP⁺93]. Le prin-

cipe de cette pondération est d'attribuer un poids sous forme d'une valeur réelle à chaque primitive. Le poids accordé reflète la pertinence ou l'importance des primitives. Il peut être estimé par diverses méthodes tels que le score de Fisher [FCD⁺00], la corrélation de Pearson [MP00], l'indice de Shapley [Sha53], etc.

4.2.6.2 Stratégie proposée

Certaines méthodes de sélection de primitives ont, dans certains cas, de bons résultats mais peuvent être inefficaces, dans d'autres cas. Ainsi, un grand nombre de ces approches sont, dans la plupart des cas, non performantes. Dans ce mémoire, notre objectif est alors de développer une nouvelle approche qui surmonte les limitations des autres méthodes, notamment liées à la non stabilité des performances. Ainsi, elles présentent de bonnes performances pour n'importe quelle base de données.

Pour parvenir à une sélection fiable de primitives, nous avons évalué notre modèle suivant deux considérations : la mesure de l'importance des primitives dans la représentation et la séparation des classes et le degré d'incertitude d'une distribution de possibilités. A cette fin, nous avons eu recours à la méthode de pondération d'attributs proposée par Shapley [Sha53]. L'indice de Shapley permet de calculer l'importance globale de chaque primitive. A l'origine, l'indice de Shapley est utilisé dans la caractérisation des classes. Notre stratégie vise à étendre ce paradigme pour le processus de discrimination entre les classes. L'amélioration proposée par notre approche est d'exploiter le concept du degré d'incertitude d'une distribution de possibilités pour traiter le formalisme de Shapley.

Nous donnons dans la suite les étapes de notre stratégie de sélection de primitives pour la modélisation possibiliste des connaissances.

Exemple 1 : Considérons un univers de discours fini $\Omega = \{C_1, C_2, \dots, C_M\}$. Chaque classe C_m de Ω , $m = 1, \dots, M$, est observée par K sources d'informations $S = \{S_1, S_2, \dots, S_K\}$. Pour une classe C_m et une source S_k , $k = 1, \dots, K$, $N(k)$ primitives sont extraites. Ces primitives sont notées $F_{m,k} = \{f_{1,k}^m, f_{2,k}^m, \dots, f_{N(k),k}^m\}$. En supposant que toutes les classes utilisent les K sources d'information, alors les primitives appropriées à la $k^{\text{ème}}$ source d'information, peuvent être réécrites comme suit : $F_k = \{f_{1,k}, f_{2,k}, \dots, f_{N(k),k}\}$, $k = 1, \dots, K$.

Pour une source S_k et une primitive $f_{N(k),k}$, M distributions de possibilités peuvent être définies par $\pi_{C_1}^{f_{N(k),k}}, \pi_{C_m}^{f_{N(k),k}}, \dots, \pi_{C_M}^{f_{N(k),k}}$. La projection des distributions de possibilités, correspondantes aux K sources, est illustrée dans la figure 4.7.

La distribution $\pi_{C_m}^{f_{N(k),k}}$ est ensuite considérée comme un modèle mathématique qui représente la classe C_m , utilisant la primitive $f_{N(k),k}$, extraite de la source S_k . La discrimination entre les différentes classes peut être assurée par la séparation entre les courbes

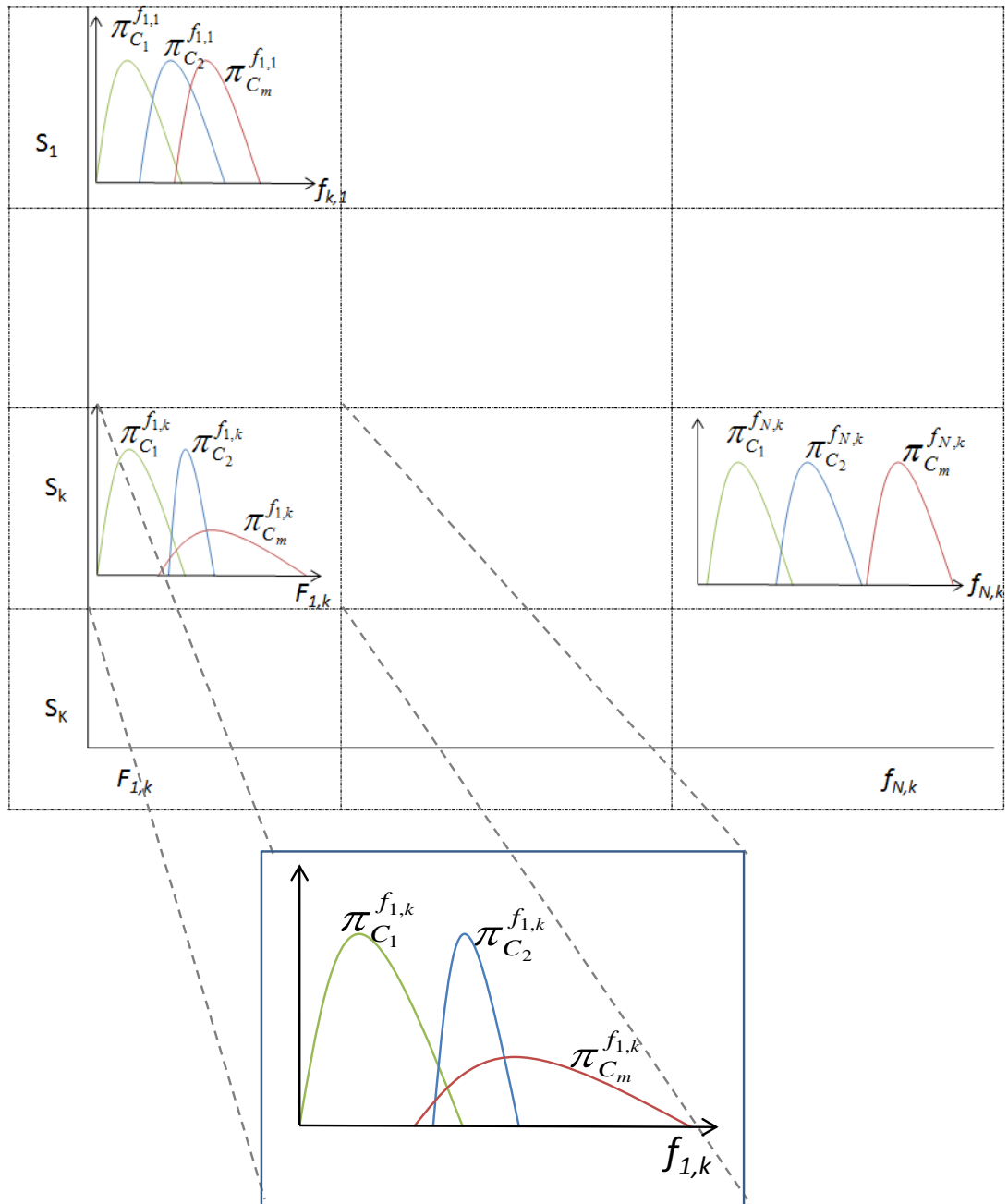


Figure 4.7. La modélisation possibiliste

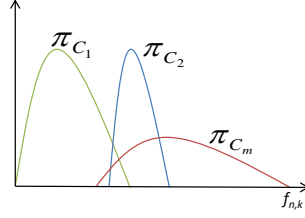


Figure 4.8. Exemple de chevauchement des modèles des classe pour la source S_k et la primitive $f_{n,k}$.

de π_{C_m} , $m = 1, \dots, M$, pour chaque primitive $f_{n,k}$. Un tel processus peut être crucial et complexe. Cette complexité est d'autant plus élevée que le nombre de sources d'informations et de primitives correspondantes est important. En plus, certaines sources et primitives sont redondantes et inutiles. Dans ce cas, ces primitives peuvent induire un bruit conduisant à un chevauchement important des courbes possibilistes des différentes classes, ce qui fait accroître la complexité du processus de discrimination.

Pour simplifier les notations, soit $\pi_{C_1}, \dots, \pi_{C_m}, \dots, \pi_{C_M}$, les distributions de possibilités des classes, respectivement, $C_1, \dots, C_m, \dots, C_M$, correspondantes à une source donnée S_k et une primitive $f_{n,k}$, $n = 1, \dots, N(k)$. La figure 4.8 présente un exemple des distributions de possibilités pour les M classes.

Nous donnons dans la suite une représentation formelle de la modélisation possibiliste dans le cadre de la sélection de primitives en se basant sur l'exemple 1 cité précédemment :

Pour réduire la complexité de notre modèle, chaque combinaison d'une source S_k et d'une primitive $f_{n,k}$ est considérée séparément. Ainsi, uniquement M distributions de possibilités sont mises en oeuvre (figure 4.8). Dans ce cas, la notation correspondante à ces distributions est simplifiée de la façon suivante : $\pi_{C_1}, \pi_{C_2}, \dots, \pi_{C_M}$. Nous avons choisi d'utiliser chaque source séparément non seulement pour réduire la complexité mais aussi pour diminuer le temps de traitement. En plus, l'utilisation de chaque primitive à part, consiste à évaluer sa capacité dans le problème de discrimination entre les classes.

Généralement, il est très intéressant de savoir combien un tel modèle π_{C_m} peut représenter parfaitement la classe C_m . Parmi les mesures d'évaluation les plus efficaces, considérées par la théorie des possibilités, est celui du "non-spécificité" (2, section 2.5.3). Cette évaluation consiste à déterminer le degré d'incertitude d'informations, dont la prise en compte est intéressante lors de l'utilisation de distribution de possibilités.

Soit un ensemble fini $X = \{x_1, x_2, \dots, x_B\}$ d'observations appartenant à la classe C_m . Afin de calculer le degré d'incertitude d'une distribution de possibilités définie par :

$$\pi_{C_m} : X \rightarrow [0, 1]$$

$$x \rightarrow \pi_{C_m}(x)$$

nous devons utiliser une fonction de permutation σ définie par l'Eq.(4.2) :

$$\sigma : [1, \dots, B] \rightarrow [1, \dots, B] \quad b \mapsto \sigma(b) \quad (4.2)$$

tels que nous pouvons avoir pour les B observations $x_b, b = 1, \dots, B$, un ordre décroissant : $\pi_{C_m}(x_{\sigma(1)}) \geq \pi_{C_m}(x_{\sigma(2)}) \geq \dots \geq \pi_{C_m}(x_{\sigma(B)})$.

Le degré d'incertitude $U_{k,n(k)}$ de π_{C_m} est défini par :

$$U_{k,n(k)}(\pi) = \sum_{b=2}^B (\pi_{C_m}(x_{\sigma(b)}) - \pi_{C_m}(x_{\sigma(b+1)})) \log_2(b) + [1 - \pi_{C_m}(x_{\sigma(B)})] \log_2(B) \quad (4.3)$$

Avec $\pi_{C_m}(x_{\sigma(B+1)}) = 0$. Le degré d'incertitude $U_{k,n(k)}$ est inclut dans l'intervalle : $[0, \log_2(B)]$.

- Si $U_{k,n(k)} = 0$, alors la distribution de possibilités représente le cas de connaissance complète.
- Si $U_{k,n(k)} = \log_2(B)$ alors la distribution de possibilités représente le cas de l'ignorance totale.

D'après cet angle d'analyse, nous pouvons remarquer que la valeur de $U_{k,n(k)}$ permet d'indiquer la capacité de la primitive $f_{n(k),k}$ dans la caractérisation de la classe C_m . Cette primitive peut être considérée comme une source de bruit dans le cas où son degré d'incertitude est proche de $\log_2 B$. Dans ce cas, cette primitive ne doit pas être considérée dans le processus de classification.

Le concept du degré d'incertitude d'une distribution de possibilités est exploité pour traiter le formalisme de Shapley, présenté dans le paragraphe suivant.

Indice de Shapley Cet indice a été proposé par Shapley [Sha53] dans la théorie des jeux coopératifs. Il possède toutes les propriétés adéquates pour représenter l'importance globales des indices [Gra96].

Dans les travaux antérieurs, cet indice est utilisé pour caractériser une classe, en utilisant le degré d'appartenance μ , présenté dans l'équation (4.4).

Soit μ le degré d'appartenance d'un objet à $X = \{1, \dots, N\}$. L'indice de Shapley v_n de la primitive $f_{n,k}$, relatif à μ , est défini par :

$$v_n = \sum_{i=0}^{N-1} \gamma_i \sum_{L \subset X \setminus n, |L|=i} (\mu_{nL} - \mu_L), \quad (4.4)$$

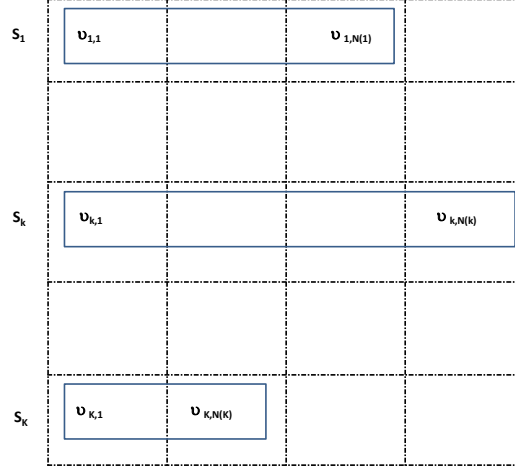


Figure 4.9. Stratégie proposée pour SC des primitives extraites de la source S_k .

avec

$$\gamma_i = \frac{(N - i - 1)!i!}{N!} = \frac{1}{C_i^{N-1}N}, \quad (4.5)$$

où L est un sous ensemble dynamique de X et $|L|$ indique le cardinal de L .

La valeur de l'indice de Shapley a la propriété suivante $\sum_{n=1}^N v_n = 1$. Dans ce cas, les primitives ayant une valeur proche de 1 sont considérées plus importantes que celles ayant une valeur faible proche de 0. Il est commode de multiplier cette valeur par un facteur N pour avoir $\sum_{n=1}^N N * v_n = N$ (N définit le nombre de primitives). Alors, l'attribut présentant un degré d'importance, supérieur à 1 est considéré plus important que la moyenne.

Pour la représentation d'une classe C_m , l'indice de Shapley $v(S_k, f_{n,k})$ pour une primitive $f_{n,k}$ relative à une source S_k , est calculé tel que montré sur la figure 4.9.

Dans le présent travail et pour parvenir à mesurer l'indice de Shapley à partir d'une distribution de possibilités, nous proposons d'intégrer le degré de dispersion d'une distribution π , normalisée dans le formalisme de Shapley. La caractérisation de cette dispersion est basée sur la mesure de la variance de la distribution de possibilités.

Soit $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_B\}$ une distribution de possibilités contenant B mesures de possibilité. La variance Var_n de cette distribution π , supposant correspondante à la primitive $f_{n,k}$ est donnée par :

$$Var_n = \frac{\sum_{b=1}^B (\pi_b - \eta)^2}{B} \quad (4.6)$$

où η représente la moyenne des mesures de la distribution π .

Après avoir calculé la variance Var_n , nous définissons l'indice de Shapley correspondant à la primitive n , utilisant Var_n , par :

$$v_n = \sum_{i=0}^{N-1} \gamma_i \sum_{L \subset X \setminus n, |L|=i} (Var_{nL} - Var_L) \quad (4.7)$$

où $|L|$ indique le cardinal de L , Var_L définit la variance des distributions de possibilités de l'ensemble des primitives dans l'ensemble L , $L \subset X$ et $Var_{nL} = Var(Var_n, Var_L)$.

Dans la suite, nous présentons l'estimation de l'importance des primitives dans le cas de séparation et représentation des classes.

- L'estimation de la capacité des primitives dans la représentation des classes est basée sur la variance de la distribution de possibilités correspondante à chaque primitive $f_{n,k}$. Ensuite, le formalisme de l'indice de Shapley est utilisé pour définir l'importance globale relative à la primitive $f_{n,k}$. Enfin, la primitive vérifiant les deux conditions données par les équations (4.8) et (4.9) sera sélectionnée.

$$v_n \geq 1 \text{ et} \quad (4.8)$$

$$v_n \geq \delta_1 \quad (4.9)$$

où δ_1 est un seuil obtenu par :

$$\delta_1 = \max_{n=1, \dots, N} (v) / \sum_{n=1}^N v_n \quad (4.10)$$

- Dans le cas de discrimination entre les classes, la variance d'une distribution de possibilités est calculée pour chaque primitive f_n , extraite de la même source d'informations S_k pour chacune des M classes. Pour y parvenir, la première étape consiste à calculer la moyenne de chaque distribution de possibilités. Ensuite, les M mesures de moyenne obtenues sont réunies dans un vecteur. Ce vecteur est utilisé par la suite pour calculer la variance. Finalement, les primitives qui doivent être sélectionnées doivent satisfaire les axiomes définies par les équations (4.8) et (4.9).

Exemple 2 : Prenons les mêmes considérations de l'exemple 1. Soit la distribution de possibilités $\pi_{n,k}^m$ de la classe C_m pour la primitive $f_{n,k}$.

Les stratégies proposées pour l'estimation de l'importance des primitives dans la

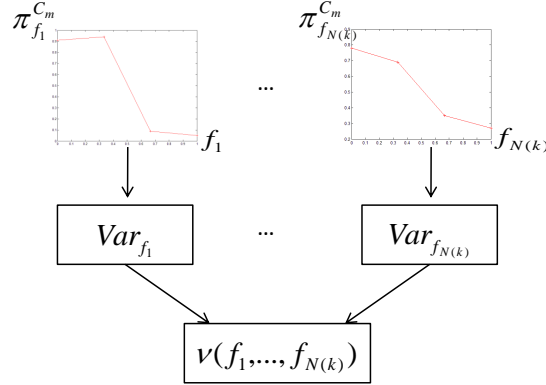


Figure 4.10. Stratégie proposée pour l'estimation de l'importance de primitive pour la représentation d'une même classe C_m .

représentation et la discrimination des classes sont représentées respectivement par les figures 4.10 et 4.11.

Dans la suite, on note RC le critère de sélection de primitives par l'indice de Shapley dans le cas de représentation des classes, SC désigne le critère de sélection de primitives par l'indice de Shapley dans le cas de séparation entre les classes, et CU désigne le critère de sélection de primitives par l'incertitude de distribution de possibilités.

Dans certains cas, les primitives sélectionnées par RC ne sont pas les mêmes sélectionnées par SC. En effet, trois cas peuvent être mentionnés :

1. Le 1^{er} cas représente les primitives sélectionnées simultanément par les deux critères de sélection (RC **et** SC) : dans ce cas, aucun problème ne se pose pour accepter les primitives sélectionnées.
2. Le 2^{ème} cas représente les primitives sélectionnées par un des deux critères de sélection (RC **ou** SC) : dans ce cas, les deux critères de sélection sont en désaccord et nous proposons de fusionner le degré d'incertitude avec l'importance du primitive afin de résoudre le problème de désaccord et aussi pour décider si la primitive sera utilisée ou non dans le processus de classification (figure 4.12).

Nous pouvons être confrontés à l'une de ces deux situations :

- La primitive est sélectionnée par le critère RC : dans ce cas, nous proposons d'utiliser le degré d'incertitude de la distribution de possibilités des classes pour lesquelles cette primitive a été sélectionnée. Si le degré d'incertitude correspondant à cette primitive est faible pour, au moins, l'une de ces classes, alors elle sera sélectionnée.
- La primitive est sélectionnée par le critère SC : le même processus de négociation est utilisé mais dans ce cas pour toutes les classes.

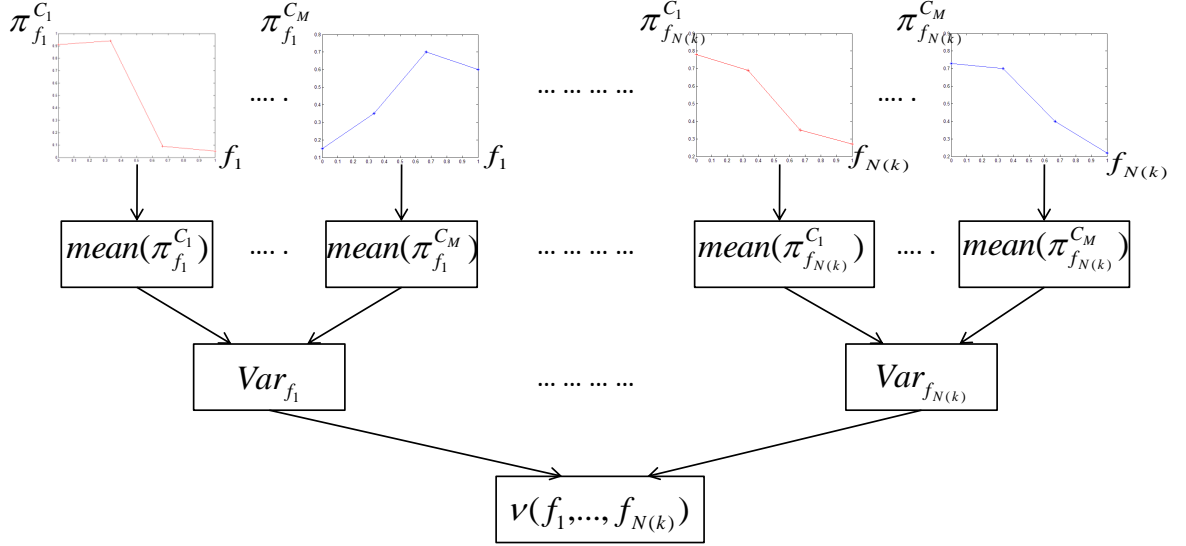


Figure 4.11. Stratégie proposée pour l'estimation de l'importance de chaque primitive pour la séparation entre les classes.

Le degré d'incertitude est considéré faible tant qu'il est plus petit qu'un seuil fixé en fonction du nombre de toutes les observations B à partir de chaque classe. Il est obtenu en utilisant l'équation suivante :

$$\delta_2 = \log_2(B)/\beta \quad (4.11)$$

où la valeur de β est fixée empiriquement. Les meilleures performances sont obtenues avec $\beta = 1,6$.

3. Le 3^{ème} cas représente les primitives qui ne remplissent pas les deux critères de sélection (RC et SC). Dans ce cas, aucune primitive n'est retenue.

Dans notre système de modélisation, nous considérons une seule source d'informations ($K = 1$), périodogramme lissé du signal. Dans ce cas, les primitives extraites sont au nombre, $N = 11$. Ainsi, nous avons procédé à la sélection de primitives non pas pour réduire la complexité du système mais plutôt pour éliminer le bruit ajouté par certaines primitives. Les résultats obtenus par les critères de sélection SC, RC et CU, utilisés dans notre stratégie de sélection de primitives, sont présentés par le tableau 4.1. Notons que le seuil $\delta_2 = \log_2(B)/\beta = 2,07$, avec $B = 10$ et $\beta = 1.6$. Ce tableau nous montre que les primitives biais et variance (f_{10} et f_{11}) sont sélectionnées pour la séparation entre les classes. Le critère de sélection RC a gardé toutes les primitives. Les résultats de sélection par RC sont validés par le critère CU. Ainsi, toutes les primitives sont gardées.

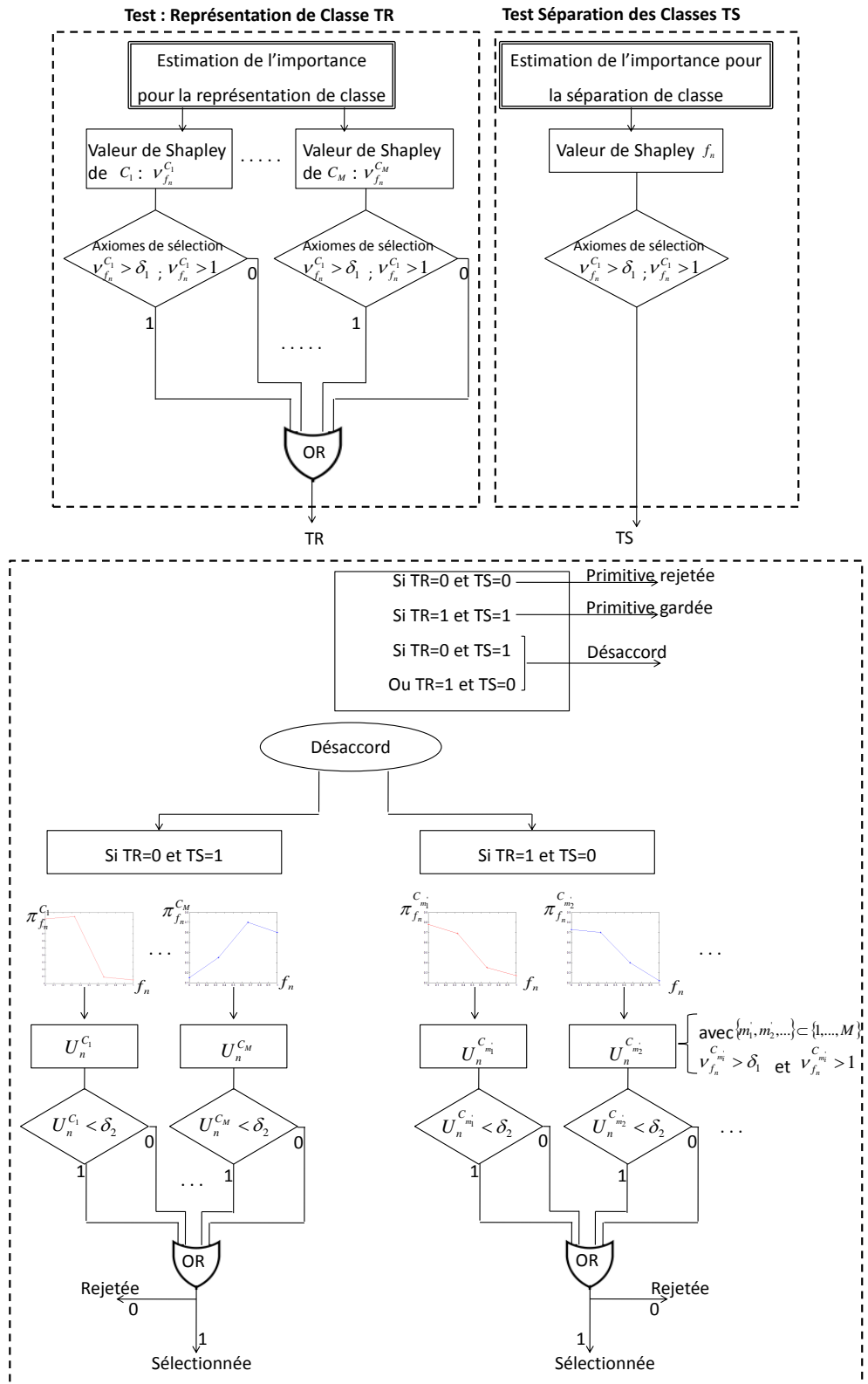


Figure 4.12. Stratégie de sélection de la primitive f_n par la fusion de sa valeur d'indice de Shapley et de l'incertitude de sa distribution de possibilités.

Table 4.1. Importance des primitives dans la représentation et séparation des classes et degré d'incertitude des distributions

		f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6	f_7	f_8	f_9	f_{10}	f_{11}	δ_1
	ν_n SC	0.013	0	0	0	0.013	0.071	0.019	0.002	0.019	5.9	4.95	0.536
ν_n RC	C_1	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02	1.02	0.86	0.93	0.092
	C_2	0.9	1.00	1.00	1.00	0.90	0.96	0.89	0.95	0.89	2.05	0.52	0.186
	C_3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0.95	1	0.09
U CU	C_1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.47	0.15	
	C_2	0.07	0	0	0	0.07	0.13	0.08	0.03	0.08	1.52	0.95	
	C_3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
gardée	C_1	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
	C_2	X	✓	✓	✓	X	X	X	X	X	✓	✓	
	C_3	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	
Finale		✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	

4.2.7 Fusion d'informations dans un cadre possibiliste

Différentes représentations d'un signal ultrasonore peuvent être utilisées. Ces représentations sont considérées comme étant des nouvelles sources d'informations. Ainsi, notre système devient un système multi-sources où la phase de fusion est primordiale.

Chaque source d'informations S_k est représentée par un ensemble de primitives $N(k)$. Comme nous avons détaillé dans la section 4.2.4, une distribution de possibilités est estimée pour chaque primitive. Les distributions résultantes peuvent être entachées de la redondance, la complémentarité et l'ambiguïté qui ont eu lieu entre les primitives.

Dans la phase de fusion, les sources d'informations considérées sont alors les distributions de possibilités correspondantes aux différentes primitives extraites de chaque nouvelle représentation du signal. Cette fusion permet de prendre avantage des différentes distributions, afin d'avoir une seule distribution de possibilités pour chaque représentation. Dans le reste des concepts de base du système de reconnaissance, la distribution résultante peut être utilisée comme un identifiant de la source d'informations correspondante.

Après avoir défini les sources d'informations à fusionner, nous passons, maintenant, à l'étape la plus importante. Cette étape consiste à choisir l'opérateur de fusion le plus approprié aux informations à fusionner (conflictuelles, performantes, ...) et qui prend en compte l'indépendance entre les sources d'informations. Ainsi, le choix de l'opérateur le plus adapté à nos données, suggère la connaissance du degré de fiabilité des sources à combiner et du degré de cohérence entre les informations. A cet effet, le choix de l'opérateur est crucial. Cette étape devient plus complexe, notamment, lorsque nous n'avons

aucune idée au préalable sur la nature des informations à fusionner. Pour remédier à cette limitation, une étude sur la cohérence et aussi l'inconsistance des distributions à fusionner est nécessaire. En fait, dans certaines situations, deux distributions de possibilités paraissent totalement cohérentes, tout en étant très différentes. Cela signifie que deux distributions de possibilités peuvent avoir certaines mesures très différentes et d'autres qui sont totalement en accord. Dans ce cas, le recours uniquement à l'inconsistance $Inc(\pi \wedge)$ est jugé insuffisant pour se prononcer sur le degré de cohérence entre les deux distributions de possibilités. Dans ce cas, une étude performante qui ramène à une stratégie intelligente de sélection d'opérateur de fusion est recommandée. Afin de répondre à un tel besoin, nous exploitons la méthode proposée par Weiru Liu [Liu07] qui permet d'analyser les données, afin de mieux sélectionner l'opérateur le plus approprié. Cette méthode évalue le degré de cohérence entre les distributions de possibilités à fusionner, ainsi que leurs degrés d'incertitude. Elle tient en compte deux concepts fondamentaux. Le premier concept est basé sur la théorie de possibilité, afin de mesurer le degré d'inconsistance d'une distribution. Ensuite, ce degré est utilisé pour mesurer le niveau de conflit entre les informations de différentes sources. Le deuxième concept est basé sur la théorie des fonctions de croyance. Il est employé pour mesurer la cohérence entre les distributions à fusionner. Ce concept génère des fonctions de masse à partir des distributions de possibilités. Ensuite, ces masses sont transformées en fonctions de probabilité pignistique. La probabilité pignistique, notée $BetP$, permet d'approcher le couple de mesures "croyance" et "plausibilité". Ce processus est réalisé par l'équirépartition des mesures de masses données aux éléments non singletons sur les singletons qui les composent. La probabilité pignistique pour un élément x est définie par :

$$BetP(x) = \sum_{A=2^\Omega, x \in A} \frac{m(A)}{|A|(1 - m(\phi))} \quad (4.12)$$

où x est un singleton de l'univers Ω , A est un sous ensemble de l'univers Ω , $|A|$ représente le cardinal de A et m est la fonction de masse.

Cette combinaison des théories est très importante, afin de tirer profit de leurs avantages. L'algorithme 3 détaille les différentes étapes suivies par cette approche. Dans cet algorithme, la dernière étape consiste à sélectionner l'opérateur de fusion adéquat à notre système. Ce choix dépend des deux critères $DiffBetP_{m_1}^{m_2}(A)$ (différence entre les mesures), et $Inc(A)$ (Inconsistance). Il est défini comme suit :

Soit \times et \otimes respectivement les opérateurs "Produit" et "Produit linéaire". Soit π_\wedge la distribution résultante d'une fusion conjonctive utilisant l'opérateur max des deux distributions π_1 et π_2 .

Algorithme 3 Algorithme de sélection d'un opérateur de fusion (Méthode de Weiru Liu [Liu07])

- 1: **Entrée** : Deux distributions de possibilités π_1 et π_2 dans un cadre de discernement Ω et qui sont normalisées. $\pi_1 = \{\pi_{1,1}, \pi_{1,2}, \dots, \pi_{1,N}\}$ et $\pi_2 = \{\pi_{2,1}, \pi_{2,2}, \dots, \pi_{2,N}\}$.
 - 2: **Sortie** : L'opérateur de fusion le plus adapté aux informations.
 - 3: Ordonner les distributions de possibilités :
Soit $\pi(\omega_i)$ est $\{\alpha_i | i = 1, \dots, p\}$, ils sont ordonnés de sorte que : $\alpha_1 = 1 \geq \alpha_2 \geq \dots, \alpha_p \geq 0$ et $\alpha_{p+1} = 0$
 - 4: **Pour** $k = 1$ à p **Faire**
 - 5: Construire des sous ensembles $A_i : A_i = \{\omega | \pi(\omega) \geq \alpha_i\}$
 - 6: **Fin Pour**
 - 7: Les sous ensembles A_1, A_2, \dots, A_p sont imbriqués pour construire des éléments focaux.
 - 8: **Pour** $k = 1$ à p **Faire**
 - 9: Calculer les fonctions de masse des éléments focaux : $m(A_i) = \pi(\omega_i) - \pi(\omega_{i+1})$
avec $\omega_i \in A_i, \omega_{i+1} \in A_{i+1}$
 - 10: **Fin Pour**
 - 11: **Pour** $k = 1$ à p **Faire**
 - 12: Calculer la transformation pignistique des $\omega_i : BetP_m(\omega) = \sum_{A \subseteq \Omega, m \in A} \frac{m(A)}{|A|}$
Avec $|A|$ est le cardinal de l'ensemble A .
 - 13: **Fin Pour**
 - 14: Calculer la transformation pignistique des sous ensembles $A_i : BetP_m(A) = \sum_{\omega \in A} BetP_m(\omega)$ pour $A \subseteq \Omega$.
 - 15: Calculer la distance $DiffBet_{m_1}^{m_2}(A)$
 $DiffBet_{m_1}^{m_2} = \max_{A \subseteq \Omega} (|BetP_{m_1}(A) - BetP_{m_2}(A)|)$
avec m_1 et m_2 deux fonctions de masse dans le cadre Ω et supposons $BetP_{m_1}$ et $BetP_{m_2}$ leurs fonctions de probabilité pignistique correspondantes.
 - 16: Calculer l'inconsistance des distributions de possibilités : $1 - \max_{\omega \in \Omega} \pi(C)$
 - 17: Mise en considération des deux critères : $DiffBet_{m_1}^{m_2}(A)$ et $Inc(\pi \wedge)$ pour choisir l'opérateur de fusion (Les définitions 1, 2 et 3).
-

Définition 1 (*Si $Inc(\pi_{\wedge}) = 0$*)

- Si $diffBetP_{m_2}^{m_1} = 0$: l'opérateur \otimes est utilisé si les informations viennent de sources indépendantes, sinon l'opérateur "min" doit être utilisé.
- Si $0 < diffBetP_{m_2}^{m_1} < e_1$: l'opérateur \times est utilisé si les informations proviennent de sources indépendantes, sinon l'opérateur "min" doit être utilisé.
- Si $e_1 < diffBetP_{m_2}^{m_1} < e_2$: l'opérateur \times peut être utilisé avec prudence si les informations proviennent de sources indépendantes, sinon l'opérateur "min" doit être utilisé.
- Si $e_2 < diffBetP_{m_2}^{m_1}$: l'opérateur "min" doit être utilisé.

avec e_1 est une constante relativement petite (e.g. 0.3) et e_2 est une constante relativement grande (e.g. 0.8).

Définition 2 (*Si $0 < Inc(\pi_{\wedge}) < e$*)

- Si $diffBetP_{m_2}^{m_1} < e_1$: l'opérateur \times est utilisé si les informations proviennent de sources indépendantes, sinon l'opérateur "min" doit être utilisé.
- Si $e_1 < diffBetP_{m_2}^{m_1} < e_2$: l'opérateur \times peut être utilisé avec prudence si les informations proviennent de sources indépendantes, sinon l'opérateur "min" doit être utilisé.
- Si $e_2 < diffBetP_{m_2}^{m_1}$: l'opérateur "min" doit être utilisé.

avec e est une constante suffisamment petite (e.g., 0.2) et e_1 et e_2 gardent les mêmes définitions que précédemment.

Définition 3 (*Si $Inc(\pi_{\wedge}) > e$*)

Dans ce cas un opérateur disjonctif est conseillé pour la fusion de π_1 et π_2 .
avec e est une constante suffisamment large (e.g., 0.8).

L'opérateur de fusion choisi est utilisé pour fusionner les distributions de possibilités correspondantes aux différentes primitives d'une source S_k . Ceci nous a permis d'obtenir pour chaque source d'informations une seule distribution de possibilités. Les K distributions résultantes, correspondant aux K sources, sont ensuite utilisées pour construire une carte possibiliste conditionnelle à une classe C_m donnée.

4.2.8 Construction des cartes possibilistes conditionnelles à une classe

Cette étape du processus consiste, principalement, à associer une signature à chaque catégorie d'objets pour l'identifier et la différencier du reste. Cette signature peut être constituée d'une ou de plusieurs distributions de possibilités.

La dimension de la carte générée est ajustable. Deux cas peuvent être mentionnés :

1. 1^{er} cas : La carte possibiliste est constituée de plusieurs distributions de possibilités. Dans ce cas, nous pouvons être confrontés à l'une des deux situations suivantes :
 - $K > 1$: plusieurs sources d'informations sont utilisées. Dans cette situation, la carte possibiliste est constituée de K distributions de possibilités résultantes de la phase de fusion. Dans ce cas, la carte est présentée sous la forme d'une matrice de K colonnes et B lignes (B : taille de la distribution).
 - $K=1$: une seule source d'informations est utilisée. Dans cette situation et afin d'avoir une carte possibiliste composée de plus qu'une seule distribution, nous pouvons garder les $N(k)$ distributions sans faire recours à leur fusion. Ainsi, une carte de $N(k)$ colonnes et B lignes sera construite.
2. 2^{ème} cas : La carte possibiliste est constituée d'une seule distribution de possibilités. Dans ce cas, nous pouvons être confrontés à l'une des deux situations suivantes :
 - $K > 1$: plusieurs sources d'informations sont utilisées. Dans cette situation, pour avoir une seule distribution de possibilités, le processus de fusion est appelé deux fois dans notre système. Un premier appel a pour objectif de fusionner les distributions correspondantes aux $N(k)$ primitives pour avoir une distribution par source. Un deuxième appel a pour objectif de fusionner les distributions correspondantes aux K sources résultantes du processus de fusion précédent. Ceci permet d'avoir une seule distribution et de la considérée comme une signature. Il convient de préciser que cette solution ne doit pas être procéder. Il est vrai que la fusion permet de tirer profit de la complémentarité et de la redondance des informations mais cet avantage peut devenir un défaut après le recours à des fusions successives. Dans ce cas, le processus de fusion engendrerait une grande perte d'information et un affaiblissement au niveau des mesures des distributions de possibilités peut apparaître, notamment lors de l'utilisation des opérateurs de fusion tels que le min ou le produit.
 - $K=1$: une seule source d'informations est utilisée. Dans cette situation, il suffit d'intégrer le processus de fusion une seule fois pour fusionner les distributions des primitives extraites de cette source.

Après avoir sélectionné les primitives maximisant la variance inter-classes et minimisant la variance intra-classe, tout en vérifiant la certitude des distributions de possibilités, le nombre des primitives n'est pas modifié. Dans ce cas, la construction d'une carte possibiliste conditionnelle à chaque classe est basée sur les N primitives extraites du périodogramme lissé. Dans notre système, nous avons proposé de sélectionner pour chaque

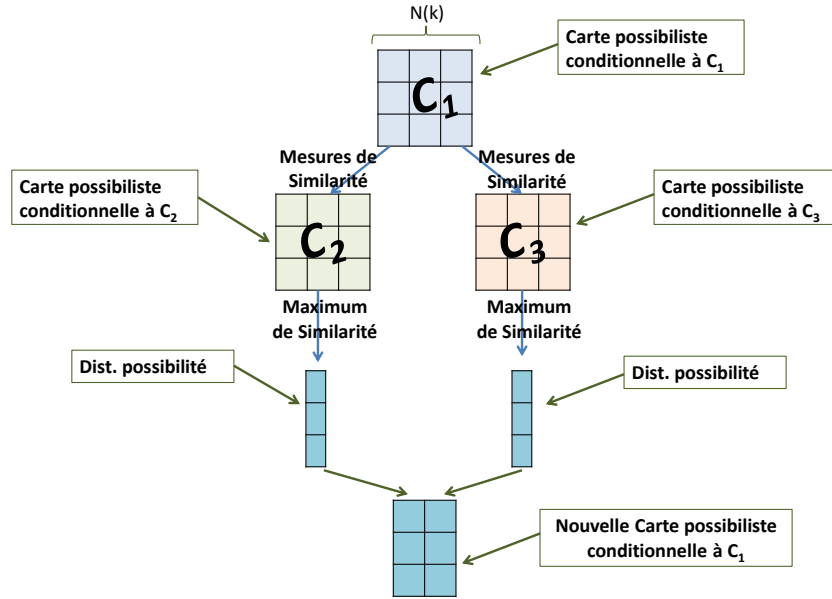


Figure 4.13. Procédure de construction d'une carte possibiliste conditionnelle à une classe.

classe uniquement $M - 1 = 2$ distributions parmi les N distributions. Cette sélection consiste à choisir les distributions maximisant la distance entre la classe en question et le reste des classes, en se basant sur une mesure de similarité. Le processus de sélection et de construction de la carte possibiliste conditionnelle à une classe est illustré par la figure 4.13.

4.2.9 Similarité entre les cartes possibilistes et prise de décision

Dans la phase d'évaluation de notre système, une étiquette doit être attribuée à la carte possibiliste correspondante à un nouveau arrivé. Le raisonnement par similarité consiste à comparer cette carte à toutes les cartes construites dans la phase d'apprentissage. Ce raisonnement permet de mesurer le degré de compatibilité entre les cartes possibilistes. Ce degré indique si les cartes sont identiques, peu similaires ou dissimilaires. La décision finale considérée est la classe correspondante à la carte ayant un degré de compatibilité le plus élevé.

4.2.10 Validation par application sur des bases de référence

Afin de valider notre approche de sélection de primitives dans le cadre de différentes tailles de base de données (nombre des échantillons), nous avons testé notre algorithme général sur un ensemble de bases de référence (IRIS [NBM98, ATX005, JBW04],

Algorithme 4 Algorithme de traitement des distributions de possibilités

-
- 1: **Entrées** $Att_{K',L'}$: Liste des attributs sélectionnés.
 K' : représente le nombre de source après l'étape de sélection des primitives
 L' : représente le nombre de primitives après l'étape de leur sélection
 - 2: **Sortie** Carte possibiliste conditionnelle à une classe C_m .
 - 3: Récupération des distributions de possibilités correspondantes aux primitives sélectionnées.
 - 4: Choix d'un opérateur de fusion
 - 5: **Pour** $k = 1$ à K' **Faire**
 - 6: Fusion des distributions de possibilités.
 - 7: **Fin Pour**
 - 8: Création de la carte possibiliste composée par les distributions de possibilités résultantes de la fusion.
-

Glass [BL13a, AS05, NHR11], liver-dicorders [BL13b, ZJ04, AG96] et svmguide3 [HCL10, GFHK09, Gut06]). Ces bases de données, ayant des tailles différentes et un nombre de primitives varié, sont considérées comme le meilleur moyen pour effectuer une comparaison objective entre la nouvelle méthode proposée et certaines stratégies antérieures. Nous avons considéré différents algorithmes de sélection de primitives suivie par un classifieur SVM (Support Vector Machine). Initialement, les différents schémas de sélection des attributs intégrés dans notre stratégie sont testés séparément. Ensuite, les autres méthodes utilisées pour la comparaison sont l'analyse en composantes principales (ACP) [Smi] et la méthode de régression progressive linéaire (En anglais : Linear Forward Selection (LFS)) [GFHK09].

L'analyse en composantes principales n'est pas une méthode de sélection de primitives, mais plutôt une méthode d'extraction de primitives. Le nouveau attribut est calculé par une combinaison linéaire de celui d'origine. La sélection est réalisée ensuite, en gardant les éléments avec la plus grande variance.

La régression progressive linéaire possède deux axes de recherche qui peuvent être soit progressive ou progressive flottante. Dans chaque étape, un nombre limité l de primitives est pris en considération par LFS. Cette méthode sélectionne, alors, les l premiers attributs soit par leur ordre initial, soit elle effectue un nouveau classement [GFHK09, Gut06].

Table 4.2. Résultats obtenus par diverses méthodes de sélection de primitives pour différentes bases de référence

Méthodes de recherche	IRIS		Glass		Liver-dicorders		SVMguide3	
	NPS	TC	NPS	TC	NPS	TC	NPS	TC
Toutes les primitives	4	96.3%	9	95.3 %	6	67.4%	21	83.2%
ACP	2	81.3%	6	93.9 %	5	68.4%	13	78.3%
LFS	2	95.3%	7	93.9 %	3	60.5%	4	79.6%
SC	1	96%	2	86.4 %	2	61.2%	16	82.5%
RC	2	95.3%	5	90.6 %	4	69.5%	17	82.3%
CU	4	96.3%	9	95.3 %	6	67.4%	21	83.2%
Notre stratégie	2	95.3%	7	94.4 %	5	66.3%	17	82.3%

Nos résultats sont présentés dans le tableau 4.2 qui représente le nombre de primitives sélectionnées (NPS) et le taux de classification (TC) obtenus par chacune des méthodes de sélection de primitives définies précédemment.

D'après le tableau 4.2, nous observons que dans la majorité des cas, la classification avec le classifieur SVM utilisant tous les attributs fournissent le meilleur taux de classification. Nous pouvons déduire que les primitives utilisées pour décrire les classes sont significativement informationnelles. Il est alors possible qu'elles soient déjà sélectionnées.

- En utilisant la méthode ACP, le nombre de primitives est réduit, tel est le cas pour le taux de classification sauf pour la base liver-dicorders.
- Le nombre de primitives et la précision obtenue sont aussi diminués en utilisant la méthode LFS, dans toutes les bases de données principalement dans la base de liver-dicorders.
- Les attributs ayant une bonne capacité de discrimination entre les classes en fonction de critère *SC*, sont sélectionnés et intégrés dans la phase de classification. En utilisant cette méthode de sélection, le nombre de primitives sélectionnées est significativement réduit et les performances de classification obtenues sont acceptables pour les bases de données IRIS et SVM guide, mais cette méthode est non performante pour les autres bases de données.
- La méthode de sélection basée sur le critère RC permet de réduire le nombre des primitives mais elle est insuffisante pour la classification, puisqu'elle réduit significativement le taux de classification, tels que pour les bases de données IRIS et

Table 4.3. Résultats obtenus par l'approche de modélisation possibiliste avec et sans intégration de la stratégie de sélection de primitive

Base de référence	NP	NET	NEBC	TC
IRIS	4	9	6	66.66%
IRIS	2	9	9	100%
Glass	9	6	4	66.66%
Glass	6	6	6	100%

Glass. Néanmoins, les résultats obtenus pour la base liver-dicorders sont légèrement augmentés.

- Utilisant le degré d'inconsistance de distribution de possibilités, toutes les primitives sont sélectionnées pour toutes les bases de données. Ainsi, aucun changement sur les taux de classification n'a lieu.
- Finalement, la stratégie proposée a donné un bon rapport (taux de précision/ nombre de primitives) comparée aux autres méthodes de sélection. En fait, la méthode proposée est capable de diminuer le nombre d'attributs tout en gardant de bons résultats dans toutes les bases de référence, contrairement aux autres méthodes de sélection de caractéristiques. L'avantage de cette nouvelle stratégie est, alors, justifié par les résultats obtenus.

Dans la deuxième partie expérimentale de cette section, la stratégie proposée, basée sur une modélisation possibiliste des données, est évaluée sur les bases de référence IRIS et Glass. Cette évaluation a pour fin d'apprécier la qualité des résultats obtenus, ainsi que l'intérêt d'introduire l'approche de sélection de primitives.

Les résultats obtenus, avec et sans sélection de primitives, sont donnés dans le tableau 4.3, où NP : Nombre de primitives.

NET : Nombre d'échantillons de test.

NEBC : Nombre d'échantillons bien classées.

TC : Taux de classification. En comparant les deux approches, avec et sans sélection de primitives, nous remarquons que les meilleurs taux de classification sont consacrés à l'approche intégrant l'étape de sélection de primitives et ceci quel que soit la base utilisée.

Comme nous avons mentionné précédemment, les résultats énoncés dans le tableau 4.2 sont obtenus non pas par une modélisation possibiliste des connaissances mais plutôt par l'utilisation d'un classifieur SVM. Après une comparaison entre les résultats des deux tableaux 4.2 et 4.3, il est intéressant de noter que la modélisation possibiliste a réussi à classer certains échantillons mal traités dans le cas d'utilisation du classifieur SVM. Ici, nous paraît l'apport de la modélisation possibiliste des connaissances, ainsi que l'apport de sélection de primitives.

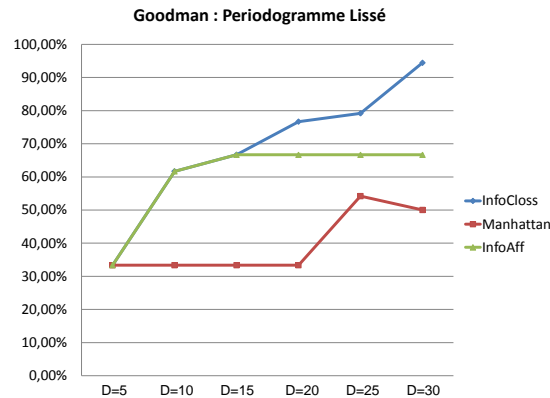


Figure 4.14. Les performances de la méthode de Masson avec les ICs de Goodman pour différentes valeurs de D .

4.2.11 Validation par application sur une base de signaux ultrasonores

Dans la phase d'évaluation de notre système, trois méthodes de mesure de similarité, distance de Manhattan, InfoCloss et InfoAff, sont utilisées afin de comparer leurs capacités dans le processus de classification. La figure 4.14 présente les performances de la méthode de Masson, basée sur les ICs de Goodman utilisant différentes valeurs de D (D est le nombre d'échantillons utilisés pour l'estimation des distributions).

D'après cette figure, il est montré que la mesures de similarité InfoCloss donne toujours les degrés de similarité les plus élevés pour les différentes valeurs de D . En outre, nous remarquons d'après cette figure que les performances de la méthode de Masson basée sur les ICs de Goodman sont proportionnelles à la valeur de D . En fait, elles deviennent de plus en plus élevées que la valeur de D est grande. Pour $D = 30$, un taux de classification autour de 94% est achevé. Ce taux peut être considéré intéressant s'il est obtenu pour une valeur de D assez réduite. Pour y parvenir, nous avons mis en oeuvre la méthode de Sison and Glaz au lieu de celle de Goodman. Les nouvelles performances obtenues sont présentées dans la figure 4.15

Cette figure montre que la mesures de similarité InfoAff et la distance de Manhattan, donnent les degrés de similarité les plus élevés pour les différentes valeurs de D . En outre, nous remarquons d'après cette figure que les performances de la méthode de Masson basée sur les ICs de Sison and Glaz sont également proportionnelles à la valeur de D . En fait, elles deviennent de plus en plus élevées que la valeur de D est grande mais dans ce cas, un taux de classification autour de 97% est achevé pour une valeur de $D = 15$. Un taux de 100% est atteint pour une valeur de $D = 20$ considérée réduite.

La comparaison de ces différentes performances confirme les conclusions tirées lors de

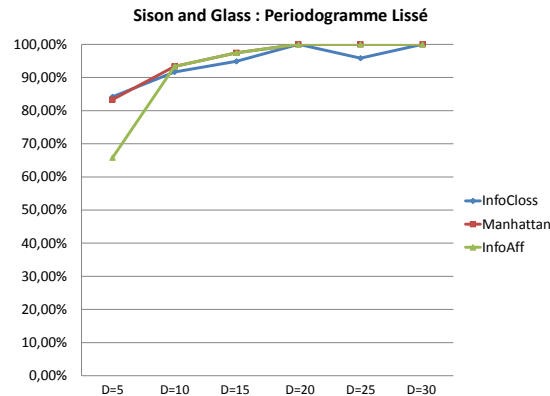


Figure 4.15. Les performances de la méthode de Masson avec les ICs de Sison and Glaz pour différentes valeurs de D .

la comparaison des courbes correspondantes aux distributions de possibilités présentées dans les figures 4.6 et 4.5. Ces résultats nous montrent l'importance de notre proposition qui consiste à l'hybridation de la méthode de Sison and Glaz avec celle de Masson. Cette hybridation nous a permis alors d'avoir une stratégie performante pour inférer des distributions de possibilités à partir d'échantillons de petites tailles.

Pour se rapprocher au contexte de notre application, nous avons évalué la stratégie proposée, en utilisant un nombre très réduit d'échantillons de petites tailles dans la phase d'apprentissage (18 échantillons représentant l'état du sol) et ainsi que dans la phase de généralisation (12 échantillons). Cette évaluation est basée sur les mêmes valeurs de $B = 10$ et de $D = 5$, par contre, elle utilise le signal ultrasonore filtré comme source d'informations. Les cartes possibilistes conditionnelles à chaque classe sont construites en utilisant toutes les distributions de primitives sélectionnées. Un taux de classification de 83,3% est achevé. Ces performances valident l'apport de notre stratégie pour la modélisation des connaissances affectées par différentes formes d'imperfection et particulièrement les cas où il est impossible de procéder à une étude exhaustive de la population. Ainsi, notre stratégie présente une capacité à traiter un nombre très limité d'échantillons allant jusqu'à 6 échantillons par classe. Les résultats annoncés précédemment confirment l'aspect théorique de la théorie des possibilités pour la modélisation des différentes formes d'imperfection.

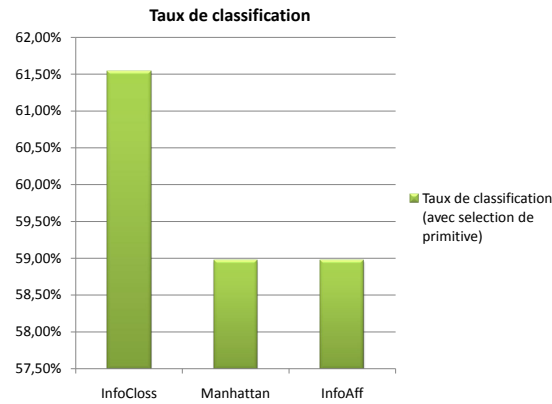


Figure 4.16. Taux de classification après la fusion des sources d'informations avec l'opérateur choisi par la méthode de Weiru Liu.

4.2.12 Méthodes conventionnelles d'analyse vs la modélisation possibiliste

Dans le but d'avoir une comparaison à base correcte entre la modélisation possibiliste et l'analyse spectrale du signal, nous devons nous positionner dans les mêmes conditions de pré-traitement des signaux ultrasonores. Ainsi, la stratégie de modélisation possibiliste doit être fondée sur les six représentations du signal.

L'utilisation de plusieurs sources d'informations $K = 6$ nécessite la modification de la procédure de construction des cartes possibilistes de notre stratégie. Dans ce cas, nous avons fait recours à la méthode de Weiru Liu, présentée dans la section 4.2.7, pour fusionner les distributions de possibilités correspondantes aux primitives de la source k . Nous obtenons alors K distributions de possibilités qui nous ont servi à déduire les signatures de chaque classe. Ces signatures sont construites à base des distributions maximisant la distance entre la classe en question et les autres classes. La figure 4.16 présente les différents taux de classification obtenus par les méthodes de similarité, InfoAff, InfoCloss et distance de Manhattan, après la fusion des $N(k)$ distributions en utilisant l'opérateur de fusion choisi par la méthode de Weiru Liu. Les distributions de possibilités sont construites à l'aide de 15 échantillons ($D = 15$) et elles sont soumises à l'étape de sélection de primitives.

Cette figure, nous montre que les performances résultantes de la fusion sont très réduites comparées à celles obtenues par le système basé sur le périodogramme lissé. Ainsi, ce système n'est pas capable de modéliser parfaitement les informations extraites des différentes sources d'informations. Dans ce cas, différentes études doivent être faites, afin de définir la source de cette détérioration des performances. Trois cas sont possibles :

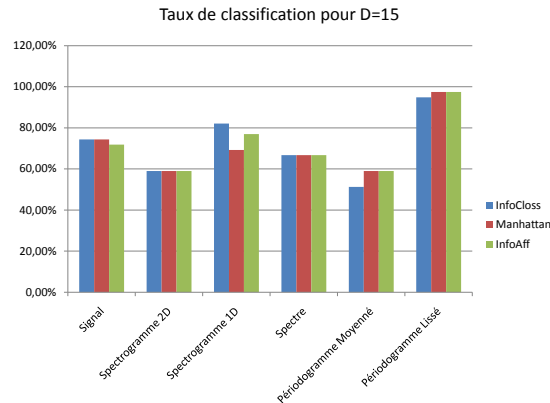


Figure 4.17. Taux de classification pour les différentes sources d'information.

- La réduction de dimension par la sélection des primitives peut être la cause de perte d'informations utiles à la phase de classification.
- Les sources d'informations traitées sont non performantes.
- La méthode de sélection de l'opérateur de fusion ne s'applique pas dans notre cas.

Dans la suite de cette partie, nous présentons les résultats générées à la suite de trois tests portant initialement sur l'élimination de l'étape de sélection de primitives, ensuite l'évaluation de chaque source d'informations à part et finalement modification des opérateurs de fusion utilisées pour fusionner les distributions de possibilités. L'ensemble de ces tests sont traités tout en prenant les mêmes conditions de modélisation des informations que le système précédent ($D = 15$, la construction des cartes possibilistes, ...).

La figure 4.17 présente les performances obtenues par l'évaluation de chacune des sources d'informations considérées. Ces performances varient d'une source à une autre mais elles nous montrent que toutes les sources possèdent un taux de classification supérieur à 60% et pour certaines sources il atteint 80% et même 90%. Etant données les performances des sources, nous pouvons constater que la dégradation des performances, après fusion, n'est pas liée aux sources utilisées.

Nous évaluons alors notre système sans faire recours à la stratégie de sélection de primitives. La figure 4.19 nous montre l'importance de l'utilisation de notre méthode de sélection de primitives dans notre système. Cette amélioration des performances confirme l'existence d'un bruit ajouté par certaines primitives. Notre stratégie de sélection a montré, de nouveau, ses avantages dans la problématique de réduction de dimensionnalité et de bruit. Ainsi, la combinaison de l'analyse locale, qui consiste en l'évaluation de la capacité des primitives dans la maximisation de la distance intra-classe et la minimisa-

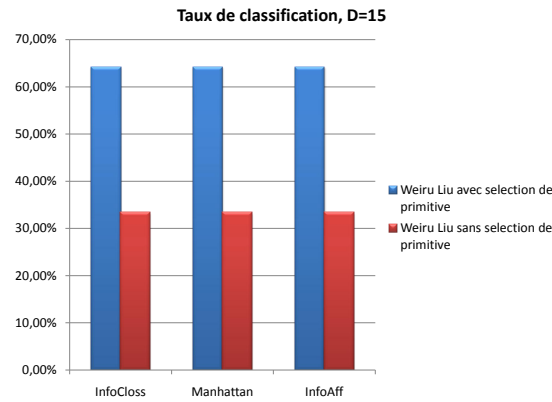


Figure 4.18. Taux de classification de la fusion des sources d'informations par la méthode de Weiru Liu.

tion de la distance inter-classes, avec l'analyse globale, qui consiste en une évaluation du degré d'incertitude des distributions, a prouvée leur complémentarité dans la définition de l'importance globale des primitives.

Suite aux résultats obtenus, nous nous sommes alors intéressés à l'étude de la méthode de sélection de primitives, afin de la raffiner, à notre contexte.

4.2.13 Raffinement de la méthode de sélection de l'opérateur de fusion

Les modifications apportées à l'approche de sélection de l'opérateur de fusion proposée par Weiru Liu viennent, dans le but d'améliorer les performances de notre système. En fait, la méthode proposée est basée principalement sur les opérateurs "Min" et "Produit". Ces deux opérateurs sont classés parmi les opérateurs conjonctifs qui généralisent l'intersection. Ce type d'opérateurs ne doit être utilisé, que dans le cas où le conflit entre les bases est largement faible. En outre, leurs utilisations successives pour la fusion des distributions de possibilités engendrent une grande perte d'informations résultantes de l'affaiblissement du degré de possibilité, notamment lors de l'utilisation de l'opérateur "Produit". Dans notre système, où les échantillons sont de petite taille, les sources ne sont pas assez fiables. Ainsi, l'information est erronée et peut conduire à une ambiguïté, ce qui peut engendrer un degré de conflit élevé. Dans ce contexte, les opérateurs disjonctifs qui généralisent l'union, doivent être utilisés tel que l'opérateur "Max" (si au moins une source est fiable). Dans le cas où nos sources présentent un conflit partiel, les opérateurs de compromis peuvent être adoptés. La distinction entre ces trois familles d'opérateurs est très importante pour se référer à l'opérateur approprié à chaque cas.

Etant donnée la quantité de conflit entre les sources à combiner, nous pouvons connaître le taux de concordance entre elles. Cependant, une interprétation de ce terme

est nécessaire, surtout que cela peut nous aider à définir l'opérateur de fusion le plus approprié aux données disponibles. D'après le nombre de comportements possibles des opérateurs de fusion, trois cas sont extraits de la valeur de $1 - h(\pi_1, \pi_2)$ où chacun correspond à un comportement.

- $Inc(\pi_{\wedge})$ est faible : ceci exprime que les sources sont consonantes. Ainsi, ces sources sont nécessairement performantes et le comportement de l'opérateur de fusion est sévère. En effet, un opérateur conjonctif doit être utilisé.
- $Inc(\pi_{\wedge})$ est élevé : ceci exprime que les sources sont dissonantes et elles doivent être combinées par un opérateur disjonctif. Ce type d'opérateur permet de favoriser toutes les possibilités offertes par les différentes sources.
- $Inc(\pi_{\wedge})$ est partiel : Ce cas est le plus répandu. C'est ainsi que le comportement de compromis est utilisé.

La cohérence entre deux distributions de possibilités présente le degré d'identité de ces deux distributions. Étant donné ce degré, nous pouvons définir l'opérateur de fusion le plus approprié aux données disponibles. Nous suivons, ici, le même principe d'interprétation que pour $1 - h(\pi_1, \pi_2)$.

- $DiffBetP(\pi_{\wedge})$ est élevé : ceci exprime que les sources sont identiques ou presque identiques. Ainsi, un opérateur disjonctif peut être utilisé. Dans ce cas, l'utilisation d'un opérateur disjonctif paraît intéressante pour avoir un bon compromis entre les deux distributions.
- $DiffBetP(\pi_{\wedge})$ est faible : ceci exprime que les sources sont dissonantes et elles peuvent être combinées par un opérateur conjonctif. Ce type d'opérateur permet de favoriser toutes les possibilités offertes par les différentes sources. Toutefois, les distributions de possibilités inférées d'échantillons de taille réduite où les mesures de possibilités sont faibles et l'utilisation successive de cette famille d'opérateurs engendre une dégradation de l'avantage de ce type d'opérateurs. Pour remédier à cette limitation, les opérateurs de compromis doivent être utilisés.
- $DiffBetP(\pi_{\wedge})$ est partiel : Ce cas est le plus répandu. C'est ainsi que le comportement de compromis est utilisé.

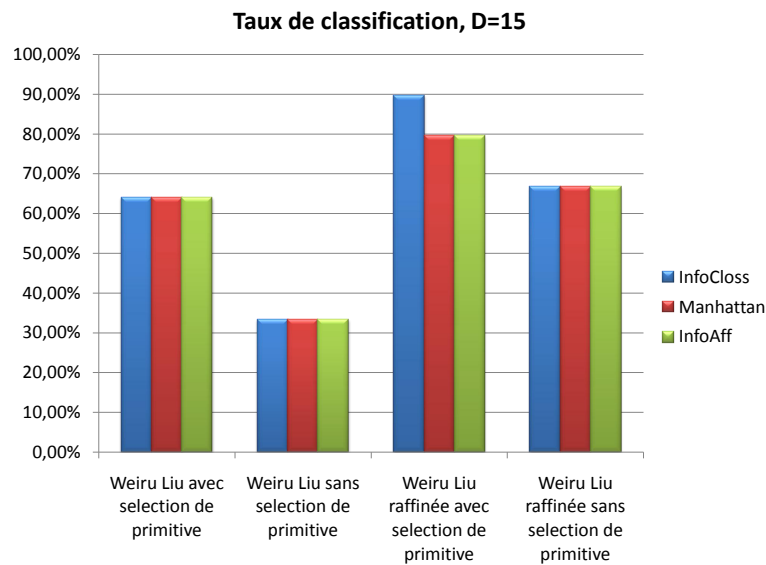
Compte tenu de cette étude, les opérateurs considérés par Weiru Liu sont modifiés. Nous présentons alors dans le tableau 4.4, les différentes combinaisons entre le choix pris par l'étude de la valeur de Inc et celle de $DiffBetP$.

Après avoir choisi la famille d'opérateurs de fusion à utiliser, pour chacun des deux critères Inc et $DiffBetP$, le choix final d'un opérateur de fusion est basé sur l'accord entre les deux familles d'opérateurs. Nous justifions dans la suite le choix final :

- Si les deux familles choisies sont différentes alors il ne faut pas prendre un risque

Table 4.4. Choix d'opérateur de fusion

		Inc		
		Faible	Partiel	Élevé
DiffBetP	Faible	Conj/Comp	Comp/Comp	Disj/Comp
	Partiel	Conj/Comp	Comp/Comp	Disj/Comp
	Élevé	Conj/Disj	Comp/Disj	Disj/Disj

**Figure 4.19.** Taux de classification de la fusion des sources d'informations par la méthode de Weiru Liu raffinée.

de favoriser l'un par rapport à l'autre. Dans ce cas, un opérateur de compromis est considéré.

- Si la même famille d'opérateurs de fusion (Conjonctive ou Disjonctive) est choisie, alors un opérateur de cette famille est considéré.

Une figure récapitulative comportant les nouvelles performances obtenues par notre système, suite aux modifications apportées, ainsi que les anciennes performances sont illustrées sur la figure 4.19. Cette figure nous montre l'importance de l'étude des informations à fusionner pour aboutir à un meilleur choix de l'opérateur de fusion. Les modifications apportées, à base de cette étude, ont confirmé cette importance. Le raffinement de la méthode de Weiru Liu a montré son apport dans le processus de classification, quelque soit, avec ou sans sélection de primitives.

A la lumière des résultats obtenus, nous remarquons que les performances de notre système de classification de l'état du sol, basé sur, d'une part la sélection de primitives et d'autre part la fusion de différentes représentations du signal ultrasonore, atteint un taux

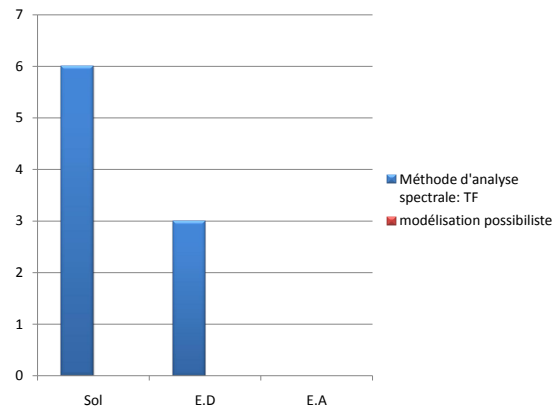


Figure 4.20. Échantillons mal classés par la TF et la modélisation possibiliste.

de classification autour de 89,7%. Par contre, les méthodes conventionnelles d'analyse du signal n'ont réussi d'avoir qu'un taux de reconnaissance autour de 75%.

Dans ce travail de thèse, nous avons opté à l'utilisation de la théorie de possibilité pour faire face aux cas d'ambiguïté. Les échantillons conduisant à ces cas sont, sans doute, mal classés par les méthodes conventionnelles. Dans cette optique, l'extraction de l'ensemble de ces échantillons et la vérification de leur reconnaissance par la modélisation possibiliste est un bon outil pour valider l'apport de notre stratégie. La figure 4.20 présente le nombre d'échantillons mal classés, pour chaque classe par les deux stratégies proposées d'analyse du signal ultrasonore.

Cette figure nous montre que toutes les erreurs commises par la méthode d'analyse spectrale TF sont totalement corrigées par la modélisation possibiliste. Ainsi, ces résultats nous confirment l'apport de la théorie de possibilité, pour le traitement des différentes formes d'imperfection et notamment l'ambiguïté de l'information.

4.3 Conclusion

Le chapitre 3, nous a confirmé l'inaptitude des méthodes conventionnelles à la modélisation des imperfections de l'information. Nous avons alors eu recours à la théorie des possibilités qui présente le meilleur cadre dans un tel contexte. Dans le présent chapitre, nous avons proposé une nouvelle approche basée sur cette théorie pour le traitement et l'analyse des signaux ultrasonores représentés par un périodogramme lissé. Cette approche est proposée dans le cadre d'une application de reconnaissance de l'état du sol. L'approche ainsi proposée doit offrir le maximum de précision et d'efficacité et aussi de réduire le nombre d'erreurs commises par la stratégie basée sur les méthodes d'analyse

spectrale. Cette approche consiste à estimer des distributions de probabilités, à partir des primitives extraites. Sachant que les statistiques, basées sur la théorie des probabilités exigent des données à grande taille, il est difficile, dans le cas de données à petits échantillons, d'obtenir une mesure de probabilité précise pour un évènement donné. Dans ce cas, les transformations qui permettent d'estimer une distribution de possibilités à partir de mesures probabilistes précises peuvent s'avérer peu performantes. Pour cela, nous avons inféré les distributions de possibilités en se basant sur la méthode de Masson. Cette méthode utilise les ICs probabilistes ajustés à l'aide de distributions de probabilités en se basant sur l'algorithme de Goodman. Les performances de cet algorithme sont proportionnelles au nombre d'échantillons utilisés pour l'estimation des distributions de probabilités. Pour un nombre réduit, l'utilisation de cet algorithme n'est plus fiable. Les ICs de Sison et Glaz ont résolu ce problème et ils ont montré de bonnes performances. Afin d'améliorer encore plus ces performances, nous avons proposé une stratégie de sélection de primitives. Cette stratégie nous a montrés un bon rapport (nombre de primitives sélectionnées/performance du système). Enfin, les distributions sélectionnées nous ont servis à construire des cartes possibilistes conditionnelles à une classe donnée. Ces cartes possibilistes sont utilisées pour le calcul du degré de similarité entre une nouvelle carte et celles déjà apprises pour la prise de décision.

La deuxième partie de ce chapitre est consacrée à la comparaison de l'approche probabiliste à celle basée sur les méthodes d'analyse spectrale. Dans ce cas, notre système intègre les différentes représentations du signal ultrasonore utilisées dans le chapitre 3. Dans ce contexte, nous avons utilisé une méthode proposée par Weiru Liu, permettant le choix dynamique d'opérateur de fusion le plus adaptatif aux informations à fusionner. Cette méthode a montré ses limitations dans notre contexte. Pour y remédier, nous avons raffiné son principe de sélection pour l'adapter à notre système. L'intégration de l'approche de sélection de primitives et de raffinement de la procédure de sélection d'opérateur de fusion ont apporté des améliorations importantes au niveau des performances du système proposé. Après avoir validé notre nouvelle approche, nous avons vérifié sa fiabilité dans le traitement des échantillons présentant un certain degré d'ambiguïté et qui sont mal classés par la méthode d'analyse spectrale. Cette vérification a montré la capacité de la modélisation possibiliste dans le cas d'ambiguïté et elle a validé l'apport de l'intégration de la théorie de possibilité.

Chapitre 5

Conclusion et perspectives

Dans cette dernière partie, nous commençons par une synthèse des travaux abordés dans le présent mémoire, récapitulant les principaux résultats et contributions de notre travail. Ensuite, nous évoquons les perspectives ouvertes à partir de ce travail.

5.1 Synthèse des travaux présentés dans ce mémoire

Cette thèse s'articule autour de deux axes de recherche : l'un consiste en une conception d'un prototype d'un outil d'aide au déplacement des personnes non voyantes, et l'autre consiste en une analyse et modélisation d'informations imparfaites récupérées à partir des acquisitions fournies par notre dispositif.

5.1.1 Motivations de notre application et des approches proposées

L'évolution du nombre des mal et non voyants, les dangers corporels qu'ils peuvent rencontrer et les problèmes dont ils souffrent comme la détection et la localisation des obstacles, la spécification de la nature de l'obstacle localisé, etc., nous ont encouragés à étudier leur mode de vie. Cette étude nous a montré dès son début que les personnes à handicap visuel heurtent, notamment en Tunisie, un manque énorme de soutien, ce qui explique la raison pour laquelle plusieurs personnes à déficience visuelle se sentent à la marge de la société. Cette négligence a formé une autre raison pour se rapprocher encore plus de ces personnes parce qu'elles méritent d'avoir plus d'attention et surtout d'aide.

Nous avons proposé, dans ce travail, un nouvel outil d'aide aux déplacements des non voyants répondant à leurs exigences et leurs besoins pour avoir un maximum de confort et de sécurité. En outre, nous avons développé certaines fonctionnalités du système d'aide

à la prise de décision qui consiste à détecter et reconnaître les objets situés dans le chemin du non voyant. Ces fonctionnalités se résument dans la reconnaissance de l'état du sol qui pose un sérieux danger à la sécurité des personnes à déficience visuelle. Ce processus est basé sur l'utilisation d'un seul capteur à ultrasons intégré sur la canne. Le système d'aide aux déplacements doit être nécessairement un système fonctionnant en temps réel. Pour y parvenir, nous avons procédé à l'utilisation et l'analyse d'un signal de courte durée. Dans ce cas, les échantillons construits pour évaluer notre système sont de tailles réduites. En effet, les informations traitées sont énuclées de différentes formes d'imperfections. Dans ce contexte, la théorie des possibilités présente le meilleur cadre de modélisation et de traitement de telles informations.

5.1.2 Bilans et conclusions

Dans le premier chapitre, le contexte et le positionnement de la présente thèse ont été présentés. Trois études ont été effectuées : étude de l'interaction des personnes à déficience visuelle avec leur environnement, étude des outils antérieurs d'aide à la locomotion et étude des besoins et des souhaits de ces personnes.

La première étude nous a montrés la forte négligence de l'environnement extérieur aux personnes à handicap visuel, notamment dans le tiers monde.

La deuxième étude a montré l'importance de la canne blanche électronique pour la réussite du déplacement d'un non voyant. Cette étude nous a aidés à définir les limitations des outils antérieurs auxquelles notre intérêt a été porté et qui sont : l'échec de détection des escaliers qui présentent un sérieux danger et la pauvreté de l'information renvoyée aux utilisateurs qui se limite à des bips sonores.

Notre dernière étude a été portée sur la définition des besoins des personnes non voyantes en Tunisie. Cette étude nous a permis, non seulement, de mieux comprendre les besoins et les exigences à respecter dans notre système mais, également, de cotoyer nos futurs utilisateurs.

Cette partie du chapitre a été clôturée par une analyse des différentes études et un ensemble de constatations qui nous ont aidés à définir notre projet qui consiste en la réalisation d'une canne blanche électronique. Le mariage de toutes les études abordées, nous a amené à avoir un cahier de charge complet pour la réalisation d'un premier prototype de canne blanche électronique. Plusieurs difficultés d'ordre technique et pratique ont été affrontées et surmontées. Enfin, nous avons pu réaliser un dispositif électronique multi-média, équipé de capteurs de perception. A la fin de ce chapitre, nous avons présenté la situation et les objectifs de nos travaux de thèse par rapport au projet.

Nous avons introduit dans le deuxième chapitre la notion d'informations et les dif-

férentes formes d'imperfection qui peuvent y être liées. Ensuite, les modèles mathématiques et les différentes théories permettant de traiter et de modéliser les informations imparfaites ont été définies. Nous visons à partir de ce chapitre de montrer l'importance de la théorie des possibilités pour la modélisation des différentes formes d'imperfection notamment l'ambiguïté. Cette théorie est considérée un outil essentiel dans nos travaux. Dans ce cadre de modélisation, nous avons présenté l'application de cette théorie dans le processus de fusion d'informations.

Le troisième chapitre expose le traitement du signal ultrasonore en se basant sur les méthodes conventionnelles. La première partie de ce chapitre a été consacrée à la présentation d'une étude détaillée sur la perception de l'environnement dans la modalité ultrasonore et à un état de l'art sur la reconnaissance d'objets par des ondes ultrasonore. Ensuite, ce chapitre présente deux modèles d'analyse du signal ultrasonore. Le premier modèle présente différentes approches basées sur les méthodes conventionnelles d'analyse du signal ultrasonore qui sont : la RT, la RF et la R.O de Haar. Le deuxième modèle se présente sous la forme d'un arbre de décision hybride. Ce modèle consiste à la réduction du temps de traitement en intégrant d'autres niveaux de classification et à l'amélioration des performances de notre système. Deux bases de données, acquises afin d'évaluer nos travaux de recherche, sont présentées. Une première base contient des échantillons de grande taille et la deuxième comporte des échantillons de petite taille. Un taux de reconnaissance supérieur à 98% a été atteint avec la première base. Des taux plus modestes ont été notés avec la deuxième base de données à cause des imperfections liées à la taille des échantillons. Les limitations de ces approches pour le traitement d'échantillons de petite taille nous ont amenées dans le chapitre suivant (4), à considérer le modèle possibiliste pour la modélisation de l'imperfection de l'information.

Le dernier chapitre présente la modélisation possibiliste des signaux ultrasonores. Dans ce contexte, une nouvelle approche basée sur l'hybridation de la méthode de Masson avec les ICs de Sison et Glaz est détaillée. Cette hybridation consiste à adapter la méthode de Masson au contexte de modélisation d'échantillons de petite dimension. Une nouvelle approche de sélection de primitives a été proposée. L'utilisation de plusieurs sources d'informations recommande un processus de fusion. Pour cela, nous avons adopté à notre contexte une approche proposée dans la littérature par Weiru Liu qui consiste à sélectionner automatiquement un opérateur de fusion. L'évaluation de notre stratégie sur des bases de références ainsi que sur les bases de signaux ultrasonores a montré de meilleures performances en termes de taux de reconnaissance et de traitement des différentes formes d'imperfection notamment l'ambiguïté.

L'encombrement de l'espace domestique par différents objets placés à différentes

positions expose les personnes à déficience visuelle à un risque de collision. Afin d'offrir plus de sécurité et de confort à ces gens lors de leurs déplacements, une canne blanche intelligente est proposée. Cette canne est équipée par un capteur à ultrasons. Les signaux ultrasonores sont utilisés pour développer un système de détection et reconnaissance de l'état du sol.

Dans les systèmes de détection et de reconnaissance actuels, la quantité d'information est vigoureusement réduite, afin de produire un système fonctionnant en temps réel. En outre, dans certains cas, il est impossible de procéder à une étude exhaustive de la population. Ainsi, il est nécessaire d'avoir une capacité à traiter un nombre limité d'échantillons. En revanche, ces échantillons doivent être de tailles assez réduite, afin de répondre aux exigences de ce système. Dans ce cas, les informations sont affectées de différentes formes d'imperfection tels que l'incertitude, l'imprécision, l'ambiguïté, etc.

Dans le cadre de ce travail de recherche, nous avons opté à faire face aux limitations issues de l'utilisation d'échantillons de petite taille notamment l'imprécision et l'ambiguïté de l'information. Les méthodes conventionnelles d'analyse spectrale du signal ont été adoptées pour le traitement d'échantillons de grande taille où l'imprécision est beaucoup moins présente. Dans ce contexte, nous avons eu recours à l'utilisation de différentes représentations du signal pour extraire des informations différentes, complémentaires, etc. Toutefois, l'interprétation de plusieurs sources d'informations est pénalisante en temps de traitement. Pour réduire la complexité du calcul, une hybridation entre la TF et la T.O de Haar a été adoptée selon le concept d'un arbre de décision hybride. Les différentes méthodes d'analyse ont montré de bonnes performances pour des bases de données dont les échantillons sont riches en détails minimisant ainsi le risque d'imprécision en défaveur du temps de calcul. Néanmoins, le recours à des échantillons de petite taille où l'incomplétude et l'ambiguïté ont eu lieu, résulte en une dégradation des performances obtenues. Dans de telles conditions, une méthode adéquate de modélisation d'informations imparfaites est recommandée. Dans ce contexte, la théorie des possibilités présente le meilleur cadre de modélisation et de traitement de l'information ambiguë, comparée à d'autres théories telles que la théorie probabiliste, la théorie de l'évidence, etc. Ceci nous a incité à l'adopter pour représenter, modéliser et fusionner les signaux ultrasonores. La nouvelle approche ainsi proposée est basée sur une seule représentation du signal ultrasonore offrant diverses informations sur les variations issues du changement de l'état du sol. Ces informations sont par la suite transformées en distributions de probabilités, qui sont elles mêmes transformées en distributions de possibilités en se basant sur des ICs probabilistes. Les distributions résultantes ont été utilisées pour la proposition d'une stratégie de sélection de primitives, basée sur trois

critères de définition de l'importance de chaque primitives dans le système. L'évaluation de cette approche sur des bases de référence ainsi que sur les signaux ultrasonores a montré de hautes performances, allant jusqu'à un taux de classification de 100%.

A l'issu de ces travaux, la théorie des possibilités a montré un apport très prometteur dans la conception des systèmes d'aide à la décision. De plus, elle ouvre diverses perspectives très intéressantes. En effet, cette théorie présente de grandes capacités pour la représentation et la modélisation d'informations imparfaites, issues de différentes sources.

5.2 Perspectives

Pour compléter ce travail, nous visons à ajouter, modifier et comparer diverses approches de représentation, modélisation et classification d'informations. Même si les échantillons de petite taille présentent multiples problématiques, il est possible d'en soulever et d'avoir de bons résultats. Nous citons alors quelques perspectives à aborder à court et à long terme :

- La prise de décision dans le cadre de la modélisation possibiliste basée sur la mesure de similarité peut être évoluée. En fait, différentes formes de similarité [BR01] peuvent être utilisées tels que la similarité de forme, la similarité déterminée par le calcul de la distance, etc. Ensuite, les résultats obtenus de chacune de ces méthodes de calcul de similarité seront par la suite fusionnés. Nous pensons que cette collaboration génère une décision plus précise.
- Dans certains cas, le système proposé présente des mesures de similarité très proches et ayant des valeurs importantes, mais comme même il prend une décision pour la classe la plus similaire par rapport aux autres. Dans ce cas, nous pensons ajouter une autre classe "Rejet". Le vote pour cette classe ne se déclenche que dans le cas où la mesure de similarité dépasse un seuil prédéfini. Dans ce cas, un autre traitement sera déclenché pour avoir une décision plus précise.
- L'environnement contient divers obstacles de différentes formes et positionnés à différents endroits. Il est certes que les escaliers posent un sérieux danger à la santé des non voyants. Néanmoins, les autres objets, placés dans différents endroits de l'environnement, posent aussi un risque de collision. Ici, nous visons à adopter notre système au cas de détection et reconnaissance de ces objets.
- Comparer fait partie de tout travaux de recherche. Il est bien connu que la théorie de l'évidence permet de traiter différentes formes d'imperfection. Ainsi, l'évaluation de la capacité de cette théorie dans la représentation et la modélisation des informations imparfaites est très important. Ensuite, la comparaison des perfor-

mances et du temps de traitement, relatifs à cette théorie avec ceux de la théorie des possibilités doit être effectuée. Une comparaison profonde des différentes fonctionnalités de ces deux théories nous servent à proposer une deuxième perspective dans ce cadre de modélisation.

- Construction d'un système basé sur les deux théories : la théorie des possibilités et la théorie de l'évidence. Ce processus consiste à tirer profit des avantages des deux théories pour la représentation, la modélisation, la fusion, la sélection de primitives et enfin la prise de décision. En fait, si le passage d'un cadre à un autre présente divers avantages, alors quoi dire pour la combinaison de deux cadres ayant le même objectif qui vise la modélisation de l'imperfection des informations.

Bibliographie

- [AD94] H. Almuallim and T. G. Dietterich. Learning boolean concepts in the presence of many irrelevant features. *Artificial Intelligence*, 69(1-2) :279–305, 1994.
- [AG92] M. A. Abidi and R. C. Gonzalez. *Data Fusion in Robotics and Machine Intelligence*. Academic Press, 1992.
- [AG96] A. Akku and H. A. Guvenir. Weighting features in k nearest neighbor classification on feature projections, 1996. 1.
- [Als] M. H. Alsun. *Indexation guidée par les connaissances en imagerie médicale*. PhD thesis, ITI - Dépt. Image et Traitement Information (Institut Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB), LATIM - Laboratoire de traitement de l'information médicale Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB/INSERM/CNRS UMR 1101).
- [ALS⁺10a] M. H. Alsun, L. Lecornu, B. Solaiman, C. L. Guillou, and J. M. Cauvin. Medical diagnosis by possibilistic classification reasoning. In *FUSION*, pages 1–7. IEEE, 2010.
- [ALS⁺10b] M. H. Alsun, L. Lecornu, B. Solaiman, C. L. Guillou, and J. M. Cauvin. Medical diagnosis by possibilistic classification reasoning. In *FUSION*, pages 1–7. IEEE, 2010.
- [ALS12] M. H. Alsun, L. Lecornu, and B. Solaiman. Raisonnement possibiliste en diagnostic médical : application au diagnostic de lésions endoscopiques. *IRBM : ingénierie et recherche biomédicale*, 33 :29 – 34, février 2012.
- [ANP00] ANPEA. Accueillir un enfant déficient visuel dans la classe. <http://www.netwalbert.com/vuedensemble/definition.htm>, 2000.
- [AS05] V. Athitsos and S. Sclaroff. Boosting nearest neighbor classifiers for multiclass recognition. In *Computer Vision and Pattern Recognition - Work-*

- shops, 2005. *CVPR Workshops. IEEE Computer Society Conference*, pages 45–45, 2005.
- [ATXO05] K. Anthony, H. Tung, X. Xu, and B. C. Ooi. Curler : Finding and visualizing nonlinear correlated clusters. In *SIGMOD*, pages 467–478, 2005.
- [BAS73] J. M. Benjamin, N. A. Ali, and A. F. Schepis. A laser cane for the blind. In *Proceedings of the San Diego Biomedical Symposium*, pages 53–57, Bala Cynwyd, PA, USA, 1973.
- [BDP95] S. Benferhat, D. Dubois, and H. Prade. A local approach to reasoning under inconsistency in stratified knowledge bases. In *Proc. of the 1995 European Conference on Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning and Uncertainty(ECSQARU'95)*, pages 36–43, Fribourg, Switzerland, 1995.
- [Ben10] Benjamin. L'iphone pour les malvoyants? les fonctions d'accessibilité sur l'iphone et l'ipad à leur service. <http://www.iphon.fr/post/2010/09/21/Fonctions-d-accessibilit%C3%A9-sur-l-iPhone-/iPod-Touch-/iPad>, 2010.
- [BHA⁺01] I. Bloch, A. Hunter, A. Ayoun, S. Benferhat, P. Besnard and L. Cholvy, R. Cooke, D. Dubois, and H. Fargier. Fusion : general concepts and characteristics. *International Journal of Intelligent Systems*, 16 :1107–1134, 2001.
- [BID13] S.A. Bouhamed, I.K.Kallel, and D.S.Masmoudi. Stair case detection and recognition using ultrasonic signal. In *2013 36th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*, pages 672–676, 2013.
- [BJID12] S.A. Bouhamed, J.F.Elleuch, I.K.Kallel, and D.S.Masmoudi. New electronic cane for visually impaired people for obstacle detection and recognition. In *IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety*, pages 216–420, 2012.
- [BK91] O. Bozma and R. Kuc. Building a sonar map in a specular environment using a single mobile sensor. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 13(12) :1260–1269, 1991.
- [BKM13] S. A. Bouhamed, I. K. Kallel, and D.S. Masmoudi. New electronic white cane for stair case detection and recognition using ultrasonic sensor. (*IJACSA*) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 4(6) :243–256, 2013.
- [BL97] A. Blum and P. Langley. Selection of relevant features and examples in machine learning. *Artificial Intelligence*, 97(1-2) :245–271, 1997.

- [BL13a] K. Bache and M. Lichman. UCI machine learning repository, 2013.
- [BL13b] K. Bache and M. Lichman. UCI machine learning repository, 2013.
- [Blo95] I. Bloch. Fusion de données, ensembles flous et morphologie mathématique en traitement d'images, application à l'imagerie médicale cérébrale et cardiovasculaire multi-modalités. Technical report, Université René Descartes (Paris 5), 1995.
- [BM94a] I. Bloch and H. Maitre. Fusion de données en traitement d'images : modèles d'information et décisions. *Traitement du Signal*, 11(6) :435–446, 1994.
- [BM94b] I. Bloch and H. Maître. Fusion de données en traitement d'images : modèles d'information et décisions. *Traitement du Signal*, 11(6) :435–446, 1994.
- [BMK⁺03] I. Bichindaritz, C. Moinpour, E. Kansu, G. Donaldson, N. Bush, and K. M. Sullivan. Case based reasoning for medical decision-support in a safety critical environment. In *AIME*, volume 2780 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 314–323. Springer, 2003.
- [BON03] O. Bender, F. J. Och, and H. Ney. Maximum entropy models for named entity recognition. In *Proceedings of the Seventh Conference on Natural Language Learning at HLT-NAACL 2003 - Volume 4*, CONLL '03, pages 148–151, Stroudsburg, PA, USA, 2003. Association for Computational Linguistics.
- [BR01] H. D. Burkhard and M. M. Richter. Soft computing in case based reasoning. chapter On the Notion of Similarity in Case Based Reasoning and Fuzzy Theory, pages 29–45. Springer-Verlag, London, UK, UK, 2001.
- [c1109] La canne blanche, 2009.
- [c1393] *Object recognition using ultrasonic sensors in robotic applications*, volume 3, 1993.
- [c1301] *Classification of indoor environment using only one ultrasonic sensor*, volume 3, 2001.
- [c1499] *Fusion de l'information : fusion de données et de modèles appliqués à la segmentation d'images écho-endoscopiques*, 1999.
- [CB12] B. Cherif and M. Barbar. Réalisation d'une canne blanche électronique, 2012.
- [CET89] CETIM. *Télémètres ultrasonores*. 1989.
- [Cho93] L. Cholvy. Proving theorems in a multi-source environment. In *IJCAI*, pages 66–73. Morgan Kaufmann, 1993.

- [Cho98] L. Cholvy. Reasoning about merged information. *Handbook of Defeasible Reasoning and Uncertainty Management Systems*, 3 :233–263, 1998.
- [CM01] L. Cholvy and S. Moral. Merging databases : Problems and examples. *Int. J. Intell. Syst.*, 16(10) :1193–1221, 2001.
- [CNR03] J.P. Le Cadre, V. Nimier, and R. Reynaud. Fusion en traitement du signal. In I. Bloch, editor, *Fusion d'informations en traitement du signal et des images*, chapter 2, pages 29–52. Hermès, 2003.
- [CS93] R. S. Cost and S. Salzberg. A weighted nearest neighbor algorithm for learning with symbolic features. *Machine Learning*, 10 :57–78, 1993.
- [CT86a] M. R. Civanlar and H. J. Trussel. Constructing membership functions using statistical data. *Fuzzy Sets and Systems (FSS)*, 18 :1–14, 1986.
- [CT86b] M.R. Civanlar and H. J. Trussell. Constructing membership functions using statistical data. *Fuzzy Sets Syst.*, 18(1) :1–13, 1986.
- [dBBR⁺11] J. M. Hans du Buf, J. Barroso, J. M. F. Rodrigues, H. Paredes, M. Farrajota, H. Fernandes, J. Josef, V. Teixeira, and M. Saleiro. The smartvision navigation prototype for blind users. *International Journal of Digital Content Technology and its Applications*, 5(5) :351–361, 2011.
- [DDC07] S. Destercke, D. Dubois, and E. Chojnacki. Possibilistic information fusion using maximal coherent subsets. In *FUZZ-IEEE*, pages 1–6. IEEE, 2007.
- [Dem67] A. P. Dempster. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *Annals of Mathematical Statistics*, 38 :325–339, 1967.
- [DLP92] D. Dubois, J. Lang, and H. Prade. Dealing with multi-source information in possibilistic logic. In *ECAI*, pages 38–42, 1992.
- [DP85] D. Dubois and H. Prade. *Théorie des Possibilités. Applications à la Représentation des Connaissances en Informatique*. Collection Méthode + Programmes, Masson, Paris, 2 edition, 1985.
- [DP88] D. Dubois and H. Prade. *Possibility Theory : An Approach to Computerized Processing of Uncertainty (traduction revue et augmentée de "Théorie des Possibilités")*. Plenum Press, New York, 1988.
- [DP90] D. Dubois and H. Prade. *Teoria Vozmojnostei (Traduction Russe de "Théorie des Possibilités", Masson, Paris, 1985/1987)*. Radio i Sviaz, 1990.
- [DP94] D. Dubois and H. Prade. Possibility theory and data fusion in poorly informed environments. *Control Engineering Practice*, 2(5) :811–823, 1994.

- [DP95] D. Dubois and H. Prade. Tolerant fuzzy pattern matching : an introduction . In *Fuzziness in Database Management Systems*, pages 42–58, 1995.
- [DP00] D. Dubois and H. Prade. Possibility theory in information fusion. In *Proceedings of the Third International Conference on Information Fusion, 2000. FUSION 2000.*, volume 1, pages 6–19, 2000.
- [DP01] D. Dubois and H. Prade. Possibility theory in information fusion. In *Data fusion and Perception*, pages 53–76, 2001.
- [DPS93] D. Dubois, H. Prade, and S. Sandri. On possibility/probability transformations. In *Fuzzy Logic - State of the Art*, pages 103–112. Kluwer Academic Publishers, 1993.
- [DPT88] D. Dubois, H. Prade, and C. Testemale. Weighted fuzzy pattern matching. *Fuzzy Sets Syst.*, 28(3) :313–331, 1988.
- [DZM95] I. E. Dror, M. Zagaeski, and C. F. Moss. Three-dimensional target recognition via sonar : A neural network model. *Neural Networks*, 8(1) :149–160, 1995.
- [Ezi] W. Eziddin. *Segmentation itérative d’images par propagation de connaissances dans le domaine possibiliste : application à la détection de tumeurs en imagerie mammographique*. PhD thesis, ITI - Dépt. Image et Traitement Information (Institut Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB), LATIM - Laboratoire de traitement de l’information médicale Mines-Télécom-Télécom Bretagne-UEB/ INSERM/CNRS UMR 1101).
- [FCD⁺00] T. S. Furey, N. Cristianini, N. Duffy, D. W. Bednarski, M. Schummer, and D. Haussler. Support vector machine classification and validation of scanner tissue amples using micro-array expression data. *Bioinformatics*, 16(10) :57–78, 2000.
- [FD00] R. Farcy and R. Damaschini. Guidance assist systems for the blind. In *Biomonitoring and Endoscopy Technologies (SPIE 2000)*, pages 209–214, Amsterdam, Netherlands, 2000.
- [FIL04] D. FILLIAT. Robotique mobile, 2004.
- [FLJ⁺06] R. Farcy, R. Leroux, A. Jucha, R. Damaschini, C. Grégoire, and A. Zogghi. Electronic travel aids and electronic orientation aids for blind people : Technical, rehabilitation and everyday life points of view. In *Conference and Workshop on Assistive Technologies for People with Vision & Hearing Impairment Technology for Inclusion (CVHI 2006)*, Kufstein, Austria, 2006.

- [GE03] I. Guyon and A. Elisseeff. An introduction to variable and feature selection. *J. Mach. Learn. Res.*, 3 :1157–1182, 2003.
- [GFHK09] M. Gütlein, E. Frank, M. Hall, and A. Karwath. Large scale attribute selection using wrappers. In *IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining*, 2009.
- [GJ84] J. Glaz and B. Johnson. Probability for multivariate distributions with dependence structures. *J. Amer. Statist. Assoc.*, 79 :436–441, 1984.
- [Gra96] M. Grabisch. The representation of importance and interaction of features by fuzzy measures. *Pattern Recogn. Lett.*, 17(6) :567–575, 1996.
- [Gut06] M. Gutlein. *Large-scale attribute selection using wrappers*. PhD thesis, University of Freiburg, Germany, 2006.
- [HCL10] C. W. Hsu, C. C. Chang, and C. J. Lin. A practical guide to support vector classification, 2010.
- [HK83] M. Higashi and G. J. Klir. On the notion of distance representing information closeness : Possibility and probability distribution. *International Journal of General Systems*, 19(2) :103–115, 1983.
- [HL05] A. Hunter and W. Liu. Measuring the quality of uncertain information using possibilistic logic. In Lluís Godo, editor, *ECSQARU*, volume 3571, pages 415–426. Springer, 2005.
- [HSD73] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and Its’Hak Dinstein. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-3(6) :610–621, 1973.
- [HWW06] B. Hoyle, D. Withington, and D. Waters. Ultracane. <http://www.soundforesight.co.uk/index.html>, 2006.
- [IZM95] E. D. Itiel, M. Zagaeski, and C. F. Moss. Three-dimensional target recognition via sonar : A neural network model. *Neural Networks*, 8(1) :149 – 160, 1995.
- [JAE⁺07] I. Jenhani, N. Amor, Z. Elouedi, S. Benferhat, and K. Mellouli. Information affinity : A new similarity measure for possibilistic uncertain information. In K. Mellouli, editor, *ECSQARU*, volume 4724 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 840–852. Springer, 2007.
- [JBE10] I. Jenhani, S. Benferhat, and Z. Elouadi. *Possibilistic Similarity Measures*, volume 249, pages 99–123. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010.

- [JBW04] G. D. Jennifer, C. E. Brodley, and S. Wrobel. Feature selection for unsupervised learning. *Journal of Machine Learning Research*, 5 :845–889, 2004.
- [Jul11] H. Julien. Télémètre laser hokuyo, 2011.
- [Jum94] G. Jumarie. Possibility-probability transformation : a new result via information theory of deterministic functions. *Kybernetics*, 23(5) :56–59, 1994.
- [KG98] R. Kruse and J. Gebhardt. *Parallel combination of information sources*, volume 3 of *Handbook of Defeasible Reasoning and Uncertainty Management Syst*, pages 329–375. Kluwer Academic, Dordrecht, NL, 1998.
- [Kin67] L. S. King. What is a diagnosis? *Journal of the American Medical Association*, 202(8) :714–717, 1967.
- [KJ97] R. Kohavi and G. H. John. Wrappers for feature subset selection. *Artif. Intell*, 97(1) :273–324, 1997.
- [KP92] G. J. Klir and B. Parviz. Probability-possibility transformations : a comparison. *Int J Gen Syst*, 21 :291–310, 1992.
- [Lev81] B. Levin. A representation for multinomial cumulative distribution functions. *Ann. Stat.*, 9 :1123–1126, 1981.
- [Liu07] W. Liu. Conflict analysis and merging operators selection in possibility theory. In Khaled Mellouli, editor, *Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty*, volume 4724 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 816–827. Springer Berlin Heidelberg, 2007.
- [LMPF01] J. Lafferty, A. McCallum, Pereira, and C. N. Fernando. Conditional random fields : Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data. In *Proceedings of the Eighteenth International Conference on Machine Learning*, ICML '01, pages 282–289, San Francisco, CA, USA, 2001. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- [Mal] R. Malin.
- [MBBR06] M. S. Mouchaweh, M. S. Bouguelid, P. Billaudel, and B. Riera. Variable probability possibility transformation. In *25th European Human Decision-Making and Manual Control*, Valenciennes, France, 2006.
- [McC03] A. McCallum. Efficiently inducing features of conditional random fields. In *Nineteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI03)*, Acapulco, Mexico, 2003.

- [MD06] M. H. Masson and T. Denoeux. Inferring a possibility distribution from empirical data. *Fuzzy Sets and Systems*, 157(3) :319–340, 2006.
- [MHAG09] G. N. Marichal, A. Hernández, L. Acosta, and E. J. González. A neuro-fuzzy system for extracting environment features based on ultrasonic sensors. *Sensors*, 9(12) :10023–10043, 2009.
- [MJ97] W.L. May and W.D. Johnson. A sas macro for constructing simultaneous confidence intervals for multinomial proportions. *Computer Methods and Programs in Biomedecine*, 53 :153–162, 1997.
- [ML03] A. McCallum and W. Li. Early results for named entity recognition with conditional random fields, feature induction and web-enhanced lexicons. In *Proceedings of the Seventh Conference on Natural Language Learning at HLT-NAACL 2003 - Volume 4, CONLL '03*, pages 188–191, Stroudsburg, PA, USA, 2003. Association for Computational Linguistics.
- [Mou02] M. S. Mouchaweh. *Conception d'un système de diagnostic adaptatif et prédictif basé sur la méthode Fuzzy Pattern Matching pour la surveillance en ligne des systèmes évolutifs Application à la supervision et au diagnostic d'une ligne de peinture au trempé*. PhD thesis, Université de Reims Champagne-Ardenne, France, 2002.
- [MP00] K. Miyahara and M. J. Pazzani. Collaborative filtering with the simple bayesian classifier. In *Proceedings of the 6th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence, PRICAI'00*, pages 679–689, Berlin, Heidelberg, 2000. Springer-Verlag.
- [NBM98] C. L. Newman, D. J. Blake, and C. J. Merz. UCI repository of machine learning databases, 1998.
- [NHR11] Z. Noumir, P. Honeine, and C. Richard. Classification multi-classe au prix d'un classifieur binaire. In *GRETSI*, 5-8 September 2011.
- [ODI13] ODIMO. La malvoyance au quotidien. [http ://www.odimo.fr/vivez_odimo.php](http://www.odimo.fr/vivez_odimo.php), 2013.
- [OMS13] OMS. Cécité et déficience visuelle. [http ://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs282/fr/](http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs282/fr/) 2013.
- [PAC93] H. Peremans, K. Audenaert, and J. M. Van Campenhout. A high-resolution sensor based on tri-aural perception. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 9(1) :36–48, 1993.

- [PG09] F. Portet and A. Gatt. Towards a possibility-theoretic approach to uncertainty in medical data interpretation for text generation. In *KR4HC*, volume 5943 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 155–168. Springer, 2009.
- [PGP⁺93] W. Punch, E. Goodman, M. Pei, L. Chia-Shun, P. Hovland, and R. Enbody. Further research on feature selection and classification using genetic algorithms. In *Proceedings of the International Conference on Genetic Algorithms*, pages 557–564. Springer, 1993.
- [PKH93] V. Perincherri, S. Kikuchi, and Y. Hamamatsu. Uncertainties in the analysis of large-scale systems. In *Proceedings in Second International Symposium on Uncertainty Modeling and Analysis*, volume 4724, pages 216–222, 1993.
- [PKH⁺09] S. Park, L. Kim, S. Ha, H. Cho, and S. Y. Lee. An electronic aid for a visually impaired person using an ultrasonic sensor. In *International Conference on Coastal Engineering (ICCE 2012)*, pages 10–14, Las Vegas, USA, 2009.
- [PQWB07] V. T. Pham, Q. Qiu, A. A. P. Wai, and J. Biswas. Application of ultrasonic sensors in a smart environment. *Pervasive Mob. Comput.*, 3(2) :180–207, 2007.
- [RL03] J. Recasens and J. Lawry. Normalizing possibility distributions using t-norms. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 11(3) :343–360, 2003.
- [RNM03] E. Raufaste, R. D. Silva Neves, and C. Mariné. Testing the descriptive validity of possibility theory in human judgments of uncertainty. *Artif. Intell.*, 148(1-2) :197–218, 2003.
- [RYA⁺12] A. Rodríguez, J. J. Yebes, P. F. Alcantarilla, L. M. Bergasa, J. Almazán, and A. Cela. Assisting the visually impaired : Obstacle detection and warning system by acoustic feedback. *Sensors*, 12(12) :17476–17496, 2012.
- [San91a] S. Sandri. *La combinaison de l’information incertaine et ses aspects algorithmiques*. PhD thesis, Université P. Sabatier, 1991.
- [San91b] S. Sandri. *La combinaison de l’information incertaine et ses aspects algorithmiques 1 microfiche*. PhD thesis, Toulouse 3, Grenoble, 1991.
- [SCY09] N. Sokolovska, O. Cappé, and F. Yvon. Sélection de caractéristiques pour les champs aléatoires conditionnels par pénalisation l_1 . *Traitement Automatique des Langues*, 50(3) :139–171, 2009.
- [SDGV07] A. C. Scherlen, J. C. Dumas, B. Guedj, and A. Vignot. The new concept of a cane which recognizes the most common objects and safety clues. In *Pro-*

- ceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pages 6356–6359, Lyon, France, 2007.
- [SG95a] C.P. Sison and J. Glaz. Simultaneous confidence intervals and sample size determination for multinomial proportions. *J. Am. Stat. Assoc.*, 90 :366–369, 1995.
- [SG95b] C.P Sison and J. Glaz. Simultaneous confidence intervals and sample size determination for multinomial proportions. *J. Am. Stat. Assoc.*, 90 :366–369, 1995.
- [Sha53] L.S. Shapley. *A value for n-person game*, pages 305–317. 1953.
- [SKMH98] B. Solaiman, R. Koffi, M.C. Mouchot, and A. Hillion. An information fusion method for multispectral image classification post-processing. *IEEE Transaction. on Geoscience and Remote Sensing*, 36(2) :395–406, 1998.
- [Smi] L. I. Smith. Technical report.
- [SP03] F. Sha and F. Pereira. Shallow parsing with conditional random fields. In *Proceedings of the 2003 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics on Human Language Technology - Volume 1*, pages 134–141, Stroudsburg, PA, USA, 2003. Association for Computational Linguistics.
- [TG76] J. T. Tou and R. C. Gonzalez. Pattern recognition principles. *IEEE Transactions on Information Theory*, 22(5) :632–633, 1976.
- [TM00] K. Toutanova and C. D. Manning. Enriching the knowledge sources used in a maximum entropy part-of-speech tagger. In *In Proceedings of the Joint SIGDAT Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Very Large Corpora (EMNLP/VLC-2000)*, pages 63–70, 2000.
- [TP08] T. Terlau and W. M. Penrod. K’sonar curriculum handbook. <http://www.aph.org/manuals/ksonar.pdf>, 2008.
- [TY11] A. Taroun and J. B. Yang. Dempster-shafer theory of evidence : potential usage for decision making and risk analysis in construction project management. *Journal of the Built and Human Environment*, 4(1) :155–166, 2011.
- [US06] URA-Sfax. Union régionale des aveugles. <http://www.urasfax.org/fr/regional.php>, 2006.
- [Vla98] N. V. Vladimir. *Statistical Learning Theory*. wiley Interscience publication, 1998.

- [Wal96] P. Walley. Measures of uncertainty in expert systems. *Artif. Intell.*, 83(1) :1–58, 1996.
- [WAM97] D. Wettschereck, D. Aha, and T. Mohri. A review and empirical evaluation of feature weighting methods for a class of lazy learning algorithms. *Artif. Intell. Rev.*, 11(1-5) :273–314, 1997.
- [Whi09] L. Whitney. Smart cane to help blind navigate. http://news.cnet.com/8301-17938_105-10302499-1.html, 2009.
- [Zad65] L. A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3) :338–353, 1965.
- [Zad78] L. A. Zadeh. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets and Systems*, 1 :3–28, 1978.
- [Zad99] L. A. Zadeh. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility. *Fuzzy Sets Syst.*, 100 :9–34, 1999.
- [ZJ04] Z. H. Zhou and Y. Jiang. Nec4.5 : neural ensemble based c4.5. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 16(6) :770–773, 2004.

Annexe A

Questionnaire pour les aveugles

En annexe A se trouve le questionnaire qui est constitué de trois sections dont chacune est formée d'un ensemble de questions. Ce questionnaire d'attitude a pour fin d'évaluer les intérêts, la personnalité et les valeurs des personnes aveugles. Tous d'abord, une connaissance générale de la personne en question est requise. Dans ce cadre, les questions de base tels que le nom du non voyant, son âge, la cause de la perte de vision, etc, leur sont adressé. Ensuite, la deuxième partie du questionnaire a pour objectif de connaître les moyens utilisés par les personnes à déficience visuelle lors de leurs déplacements, leurs besoins pendant le déplacement dans des environnements quotidiens ou dans un milieu visité pour la première fois, etc,. Enfin, le sujet de la canne blanche électronique est ouvert tout en commençant par sa définition. Les réponses aux questions de cette section du questionnaire sont basées essentiellement sur les attendus des non voyants d'un tel système, leurs besoins qui ne sont pas encore soignés, leurs imaginations pour le design et le fonctionnement d'un tel système, leurs préférences de la nature de l'information du retour qui lui facilite non seulement sa compréhension mais aussi la navigation, leurs expériences dans l'évitement des obstacles, les objets les plus dangereux pour lui et aussi pour mieux surmonter leurs incapacités, etc.

A.1 Informations personnelles

1. Quel est votre sexe ? (2 options) :
 - Masculin.....
 - Féminin.....
2. Dans quelle catégorie d'âge vous situez-vous ? (6 options) :
 - 06-15 ans.....

- 16-25 ans.....
 - 26-40 ans.....
 - 40-60 ans.....
 - 60-70 ans.....
 - Plus de 70 ans.....
3. Etes-vous ... ? (8 options) :
- Aveugle de naissance.....
 - Aveugle depuis l'enfance.....
 - Aveugle tardif (âge adulte).....
 - Aveugle très tardif (à partir de 45 ans).....
 - Malvoyant(e) de naissance.....
 - Malvoyant(e) depuis l'enfance.....
 - Malvoyant(e) tardif (âge adulte).....
 - Malvoyant(e) très tardif (à partir de 45 ans).....
4. Dans quel pays vivez-vous ?
5. Vivez-vous ... ? (3 options) :
- Dans une grande ville.....
 - Dans une ville de taille moyenne.....
 - Dans un village.....

A.2 L'Utilisation d'Aides au Déplacement

1. (a) Utilisez-vous en général une aide pour éviter les obstacles (2 options)
- Oui.....
 - Non..... Si 'non', procédez à question 3. Autrement continuez.
2. (a) Si oui, laquelle ? (3 options)
- Une canne.....
 - Un chien guide.....
 - Une autre aide..... Pouvez-vous préciser laquelle.....
- (b) Cette aide vous permet-elle d'éviter les obstacles ? (6 options)
- Très facilement.....
 - Facilement.....
 - Avec un peu de difficulté.....
 - Avec grande difficulté.....

- Pas du tout.....
 - Je ne sais pas.....
 - (c) Quelle vitesse adoptez-vous, grâce à cette aide, lors de votre locomotion ? (4 options)
 - Rapide.....
 - Modérée.....
 - Lente.....
 - Je ne sais pas.....
 - (d) Vous sentez-vous en sécurité grâce à cette aide ? (6 options)
 - En grande sécurité.....
 - En sécurité.....
 - Ni en sécurité ni en danger.....
 - En danger.....
 - En grand danger.....
 - Je ne sais pas..... Procédez à question 4.
3. Si 'non',
- (a) Pouvez-vous bénéficier d'utiliser une aide à éviter les obstacles (6 options)
 - Toujours.....
 - La plupart du temps.....
 - Parfois.....
 - Seulement de nuit.....
 - Seulement de jour.....
 - (b) Si vous pouvez en bénéficier, pour quelles raisons n'utilisez-vous pas une telle aide ?
4. (a) Utilisez-vous une aide pour trouver votre destination ou savoir votre position, sur une route ? (2 options)
- Oui.....
 - Non..... Si 'non' procédez à question 5
- (b) Si 'oui', quelle aide utilisez-vous ? (5 options)
- Un système de GPS.....
 - Les balises sonores ou parlantes.....
 - Une carte ou un plan tactile.....
 - Une carte ou un plan en gros caractères.....
 - Autre aide..... Préciser laquelle
- (c) Quand utilisez-vous cette aide ? (5 options)

- La première fois pour me rendre à une destination inconnue.....
 - Plusieurs fois, jusqu'à bien maîtriser le chemin
 - Pour la plupart des trajets.....
 - Toujours.....
 - Toujours sur les cheminements complexes et une ou deux fois sur les routes simples.....
- (d) Quand vous utilisez cette aide, êtes-vous sûr(e) que vous arriverez à destination sans problèmes ? (6 options)
- Très sûr(e).....
 - Sûr(e).....
 - Ni sûr(e) ni pas sûr(e).....
 - Pas sûr(e)
 - Pas de tout sûr(e).....
 - Je ne sais pas.....
5. (a) A quelle fréquence demandez vous une information relative à votre chemin ? (4 options)
- Jamais.....
 - Très rarement.....
 - Au moins une fois a chaque déplacement.....
 - Plusieurs fois a chaque déplacement.....
- (b) Lorsque vous demandez une information relative à votre chemin, comment qualifieriez vous la manière à laquelle vous recevez l'information ? (5 options)
- Très facilement.....
 - Facilement.....
 - Normales.....
 - Difficilement.....
 - Très difficilement.....
- (c) Lorsque vous demandez une information relative a votre chemin, comment qualifieriez vous la nature de l'information ? (4 options)
- Très utile.....
 - Utile.....
 - Normale.....
 - Inutile.....

A.3 Canne blanche électronique

1. Une " canne blanche électronique " est un dispositif, qui pourrait vous aider à contourner les obstacles et vous aider dans vos déplacements. Si un tel système était développé, quelles seraient selon vous les fonctions idéales de cette canne ?
 - Eviter les obstacles.....
 - Préciser les distances des obstacles.....
 - Vous informer de la nature des obstacles tel que les escaliers, les trous, les êtres humains, etc.
 - Autres.....
2. (a) Quelle importance accordez vous à l'apparence de la canne ? Veuillez l'indiquer sur une échelle allant de 0 (pas important du tout) à 5 (très important).....
(b) Quelles seraient vos suggestions quant à l'apparence de la canne ?
3. Pour chacune des situations ci-dessous, veuillez noter l'utilité de la canne sur une échelle allant de 0 (inutile) à 5 (très important) :
 - Dans supermarché ou centre commercial.....
 - Dans aéroport.....
 - Dans une grande gare ou une gare inconnu à vos sens.....
 - Dans un immeuble public.....
 - Pour un usage quotidien.....
 - Voyager vers de nouvelles destinations.....
 - Autres..... Pouvez-vous préciser lesquelles.....
4. Quelles types d'information souhaiteriez vous recevoir de la canne électronique ?
 - Information vocale.....
 - Braille.....
 - Autres..... Pouvez-vous préciser lesquelles.....
5. (a) Selon vous quelles dispositifs seraient nécessaire pour une canne électronique ? Pourquoi ?
(b) Selon vous quels dispositifs seraient à éviter pour une canne électronique ? Pourquoi ?
6. Selon vous, quels sont les obstacles les plus fréquents ?
 - Les escaliers.....
 - Les étagères.....
 - Les personnes.....

- Autres..... Pouvez-vous préciser lesquelles.....
- 7. Quels sont les lieux publics les plus accessibles pour vous ?
 - La rue.....
 - Les centres commerciaux.....
 - Autres..... Pouvez-vous préciser lesquelles.....
- 8. Selon vous, quels fonctionnalités doit vous offrir la canne électronique pour augmenter votre sécurité ?

Annexe B

Protocole expérimental

Cette annexe est relative au protocole expérimental. Nous présentons dans la suite les objectifs de cet protocole, les participants dans cette expérience, le matériel et le locale de teste utilisé et enfin nous donnons une description détaillée du déroulement de l'expérience.

B.1 Objectifs

Nous avons procédé à la réalisation d'un protocole expérimental pour :

- savoir si une personne aveugle peut ou ne peut pas se déplacer d'un endroit à l'autre, en évitant une série d'obstacles sans utiliser le toucher comme référence, mais en utilisant les informations de l'appareil auditif.
- Savoir si les alertes sonores nuisent à l'audibilité, car les sons ambiants sont essentiels à la maîtrise des tâches de mobilité.
- Préciser la distance minimale de l'obstacle à partir de laquelle le système alerte la personne pour qu'elle puisse réagir.
- Offrir un maximum de confort au niveau pratique : en termes la facilité d'utilisation, longueur et poids de la canne.
- Vérifier si les distances relevées par les US correspondent à celles réelles.

B.2 Participants

Pour réaliser l'étude de l'acceptabilité de la canne, un groupe de personnes ayant une déficience visuelle sont invitées. Se référant à l'expérience de Nielsen et Landauer [7], on essaie de rassembler plus que 15 personnes.

Afin d'avoir un échantillon d'utilisateurs significatif, nous avons varié l'âge, le sexe, le niveau culturel, la taille et le type de déficience visuelle des participants.

B.3 Matériel

Pour réaliser les scènes : Le matériel utilisé pendant les tests consiste en des objets présents à domicile et qu'on peut rencontrer dans la vie quotidienne.

- Deux colonnes en papier carton,
- Une chaise
- Une table
- Des ballons de différents couleurs pour effectuer le test de couleurs
- Un coussin
- Un sac
- des estrades pour la simulation des escaliers.

Pour prendre les mesures et les acquisitions :

- Trois Caméras vidéo pour l'enregistrement de la scène
- Quatre mètres ruban pour repérer la salle des quatre cotés
- Un ordinateur pour la visualisation des données en temps réel
- Un micro et un écouteur pour la transmission de messages aux participants.
- Un chronomètre pour enregistrer le temps de déplacement.

B.4 Locale de teste

L'environnement intérieur de test de navigation est une grande salle à l'institut supérieure de biotechnologie de Sfax. La salle est bien repérée et les obstacles sont répartis selon les exigences des exercices comme montré par la figure B.1. Cette salle est alors aménagée selon trois parties : une partie pour l'accueil des participants, une autre partie le manipulateur de test et la grande partie est réservée à préparer un parcours pour effectuer les tests.

B.5 Déroulement de l'expérience

Plusieurs tests sont mis au point afin de vérifier les différentes fonctions du système. Les tests doivent être effectués selon un protocole d'apprentissage de base (BLP). L'étude est constituée de deux étapes : la familiarisation avec le système et la navigation intérieure. Au début de la première phase, les sujets reçoivent une explication brève et

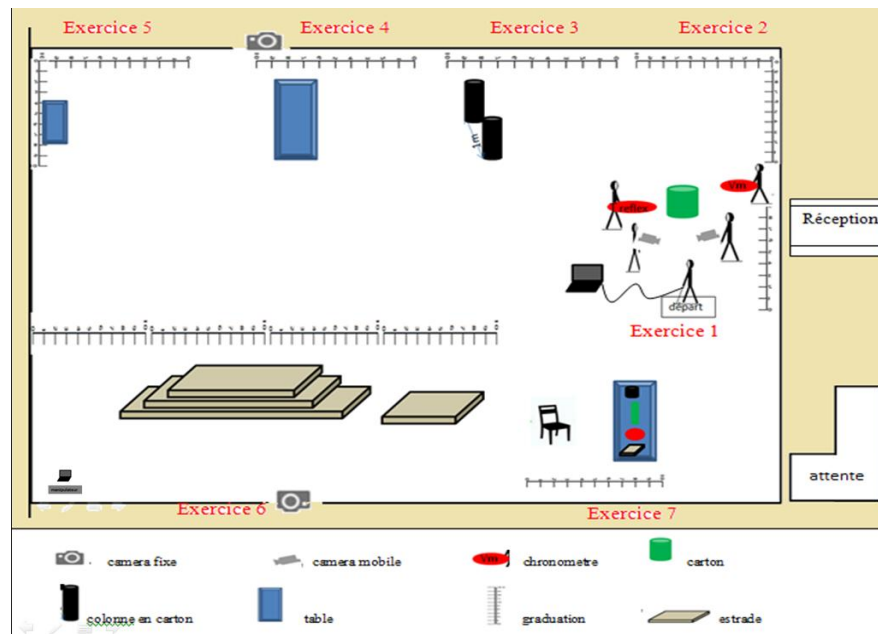


Figure B.1. Aménagement de la salle

concise sur les fonctionnalités du système et comment le gérer. Dans la deuxième étape, nous allons étudier l'exploration et la reconnaissance des objets. Pour cela un certain nombre de personnes aveugles vont effectuer le test à l'aide de notre canne blanche électronique. Ce test sera réalisé selon une série d'exercices en changeant à chaque fois : la distance d'avertissement et le temps d'attente entre deux messages successifs.

Le participant doit être capable de traverser la salle en se basant sur l'information fournie par le système. Le type d'information délivrée ne prévoit pas d'indiquer les mouvements que l'utilisateur doit effectuer, mais de fournir des informations verbales qui les aident à prendre leurs propres décisions. Par exemple, si la personne se dirige vers une table, le système ne suppose pas que l'utilisateur doit changer de direction, car l'utilisateur pourrait aller volontairement à la table pour ramasser quelque chose. Par conséquent, le système informe l'utilisateur qu'il se dirige vers un objet ou un obstacle possible, et de quel type d'objet s'agit-il.

Le protocole d'apprentissage de base se compose de sept exercices différents où les participants sont invités à localiser un ensemble d'objets différents et évaluer leurs formes, dimensions et natures.

1. Exercice 1 : détection d'un obstacle

- (a) **Description** : Dans cet exercice, le participant sera placé en face d'un objet statique (peut être une personne ou un objet). Il doit avancer la canne jusqu'à



Figure B.2. Détection d'un obstacle

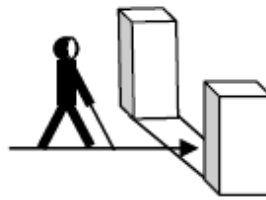


Figure B.3. Exercice porte ouverte

ce qu'elle détecte l'objet et il doit essayer de percevoir son emplacement puis le dépasser.

(b) **Déroulement :**

- Après la préparation et le branchement de la canne avec le pc le participant se situe à un point de départ.
- Il doit tourner la canne et avancer jusqu'à ce qu'il détecte la présence d'un objet.
- Dans un premier temps la distance d'avertissement sera à 1 mètre et un seul message sera envoyé, on envoie un message sonore au participant à travers l'oreillette pour l'alerter. A partir de ce test on doit noter le temps que le participant prend pour réagir, vitesse moyenne de déplacement, s'il a réussi à éviter l'obstacle et l'écart par rapport à la direction recommandée.
- On répète ce test en changeant à chaque fois la distance d'avertissement (1.5 mètres, 2 mètres), la fréquence de répétition de message (1 fois, deux fois, 3 fois, etc.) et le temps entre deux messages successifs.

2. Exercice2 : détection d'espace entre deux obstacles (porte ouverte)

- (a) **Description :** Dans cet exercice, le sujet doit essayer de percevoir deux objets différents en même temps. Une fois les deux obstacles sont détectés le sujet doit marcher vers l'espace libre entre eux en essayant de passer sans les toucher.

(b) **Déroulement :**

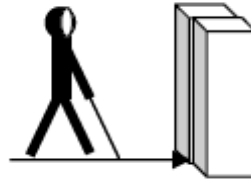


Figure B.4. Exercice de détection de deux obstacles

- Après avoir passé le premier exercice le participant est maintenant en face de deux colonnes en carton distantes de 1 mètre, ou face à une porte ouvert.
- En balayant la scène, il doit détecter l'espace entre les deux colonnes, à travers les messages reçus. Selon le sens du balayage, les messages envoyés au participant sont du genre : "obstacle dur légèrement à droite, à environ 1 mètre 20 centimètre" puis "obstacle dur légèrement à gauche, à environ 1 mètre 20 centimètre".
- Une fois les deux obstacles sont détectés le sujet doit marcher vers l'espace libre entre eux en essayant de passer sans les toucher.

Les mêmes paramètres que le premier exercice, sont également mesurés pour cet exercice.

3. Exercice 3 : Détection de deux objets ensembles

- (a) **Description :** Dans notre troisième test, l'utilisateur est placé devant un coin entrent. L'utilisateur doit localiser les objets et essayer de vérifier s'il s'agit d'un seul objet ou bien de deux objets différents.

(b) **Déroulement :**

- Après avoir passé le deuxième exercice le participant est maintenant en face de deux objets proches de natures différentes.
- Il doit détecter les deux objets ensemble (une table et une colonne en carton), alors on envoie un message " obstacle dur en face à environ 1 mètre 20 centimètre" puis un autre message " obstacle dur en face à environ 1 mètre 20 centimètre ".
- Alors le participant doit percevoir s'il s'agit d'un seule ou de deux objets. Le but de cet exercice est de voir si les messages envoyés sont bien compris ou non.

4. Exercice 4 : détection d'un grand objet Cet exercice est réalisé avec une surface large tel qu'un mur, une grande table, etc.

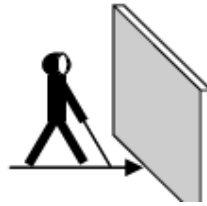


Figure B.5. Exercice de détection d'un grand objet

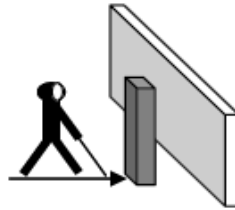


Figure B.6. Exercice d'un objet contre mur

Comme dans les essais précédents l'utilisateur doit localiser l'objet avec la canne et essayer de percevoir sa largeur.

Le but de cet exercice est de prévoir la meilleure distance à partir de la quelle on doit alerter l'utilisateur par rapport à la taille de l'objet.

5. Exercice 5 : Un objet devant un mur Dans ce test une colonne est placée devant un mur de 0.5 mètre. L'utilisateur doit détecter la présence de l'objet devant le mur.

Cet exercice est similaire à l'exercice 3 où l'utilisateur doit détecter la colonne et le mure ensembles.

6. Exercice 6 : détection d'irrégularités du sol

- (a) **Description :** Pour cet exercice l'utilisateur doit détecter des obstacles au niveau du sol, un fossé, un trottoir et un escalier (ascendant ou descendant)

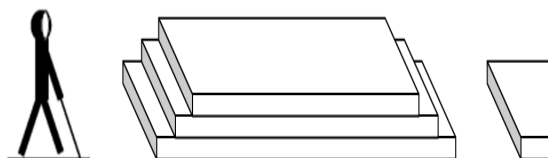


Figure B.7. Exercice de détection d'irrégularités du sol

ou les obstacles en hauteur.

(b) **Déroulement :**

- On place l'utilisateur en premier lieu dans un emplacement de façon à ce qu'en avançant, il se trouverait en face d'escaliers ascendants. Un message lui est alors annoncé : " Attention, escaliers ascendants ".
- En avançant encore, l'utilisateur se trouverait devant des escaliers descendants. Un message lui est alors annoncé : " Attention, escaliers descendants ".
- En fin de compte, il se trouverait en face de juste une seule marche pour simuler le cas du trottoir. Le message qui lui est annoncé dans ce cas est : " Attention, escaliers ascendants ".
- On doit changer à chaque fois la distance d'avertissement pour percevoir la meilleure réaction.

Le but de cet exercice est de voir si les messages envoyés sont bien compris ou non.

7. Exercice 7 : Trouver un objet cherché

- (a) **Description :** Au cours de cet exercice un ensemble d'objets de différentes formes, différentes natures et différentes tailles sont placés dans la salle (exemples : chaise, ballon, coussin, sac, livre, etc.).

Le participant doit être capable de trouver l'objet cherché en se basant sur les caractéristiques indiquées par les messages sonores du dispositif.

(b) **Déroulement :**

- Cinq objets de natures et de formes différents sont placés sur une table
- A chaque fois on demande au participant de trouver un objet.
- Le participant fait un balayage de la scène et selon les caractéristiques données par le message sonore il doit déterminer l'objet cherché.

Annexe C

Les capteurs embarqués

Les spécifications de fonctionnement d'un système de détection et de reconnaissance des obstacles de différentes natures sont relativement exigeantes. Le principal défi est de trouver des capteurs répondant aux besoins de notre système, ayant une portée de mesure convenable, une résolution acceptable, un temps de réponse et une fiabilité de la reconnaissance. Dans un contexte d'aide des non voyants, il est intéressant de proposer une détection robuste des obstacles dans des environnements de complexité différente. Nous étudions dans cette section les différents types de capteurs de perception en distinguant les capteurs actifs et ceux passifs. Ce classement est basé sur le principe de fonctionnement de ces capteurs. Un capteur passif mesure une énergie entièrement fournie par un phénomène physique tandis qu'un capteur actif fournit une énergie au milieu pour effectuer ces mesures.

C.1 Les capteurs actifs

Les capteurs actifs sont très robustes pour une détection d'obstacles proches et lointains. De plus, ce type de capteur fournit une mesure très précise de la distance à l'obstacle détecté. Les capteurs actifs les plus utilisés sont les Radars, les Lasers et les ultrasons qui restent réservés aux obstacles proches.

Télémètre laser : Un télémètre laser (ou lidar) est un capteur actif fonctionnant sur le principe d'émission et de réflexion d'une onde lumineuse. Les données d'un télémètre laser installé sur une canne blanche sont obtenues par balayage sous forme d'un plan ou d'une image 3-D. De ce fait, les obstacles de petite taille situés au-dessous du plan de balayage ne sont pas détectés. De plus, lors du tâtonnement de la canne, le sol peut être perçu comme un obstacle ce qui génère de fausses alarmes.

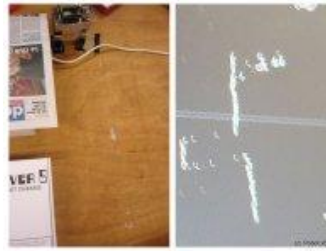


Figure C.1. Exemple de détection (A gauche la vraie image, à droite le nuage de points vus par le télémètre laser) [Jul11]

La lumière réfléchiée par un obstacle quelconque se trouvant dans l'axe du tir revient vers le capteur et tombe sur un récepteur (voir figure C.1). La connaissance de la position angulaire du tir permet de déterminer la position exacte de l'objet dans un plan. La mesure du temps séparant l'instant d'émission et de réception permet de calculer la distance qui sépare le capteur de l'obstacle détecté.

L'avantage de ce type de capteur est qu'il possède une excellente précision lors de mesure de la distance et une résolution angulaire élevée. Par ailleurs, le télémètre laser est sensible aux conditions environnementales (température, pluie, neige, etc.) et un entretien fréquent est possible dû au fait que les impuretés issues de son exposition à l'environnement affectent la mesure. Il faut également mentionner que l'effet thermique de ce capteur peut être dangereux pour les yeux.

Radar " Radio Detection And Ranging " : Le radar est un capteur actif qui permet de détecter les obstacles en mouvement ou stationnaires. Les fonctions de détections de ce type de capteur ne sont pas affectées par le vent, la pluie, la neige, la lumière, l'humidité et même par la température de l'air. Ainsi, il est considéré comme un détecteur toute saison. La distance séparant le capteur à l'obstacle se mesure par le calcul du temps qui sépare l'émission d'une onde électromagnétique de courte durée générée par un émetteur et la réception de son écho réfléchi. Ce type de capteur est utilisé dans différentes applications tels que la détection des voitures, des trains et des camions. Un avantage important du radar est sa faible sensibilité aux mauvaises conditions climatiques. Il possède une portée très élevée qui lui permet de détecter les objets à une distance dépassant les 200 mètres. En plus, ce dispositif est capable de mesurer directement la vitesse relative d'un objet. Par contre, le radar contient différents inconvénients tels que :

- La discrimination entre les objets est presque absente,
- La détection des petits obstacles est non fiable ou même inexistante,
- La résolution spatiale est mauvaise car le lobe de détection est figé,

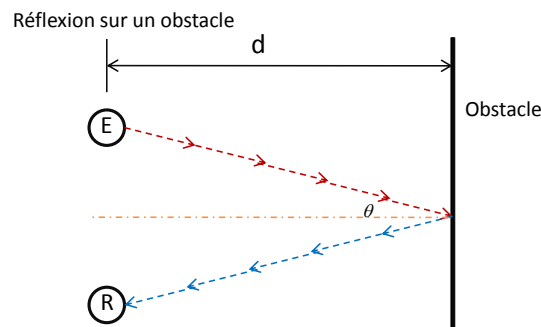


Figure C.2. Emission et réception de l'onde

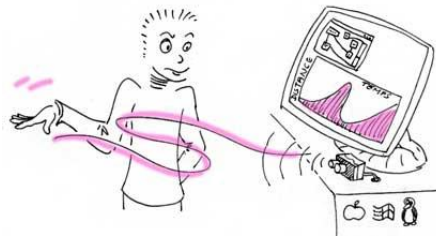


Figure C.3. Exemple du principe de calcul de la distance

- La précision en localisation est complètement absente à cause de l'imprécision de ce capteur lors du calcul de la distance.

Télémètre à Ultrasons : Le télémètre à ultrason est un capteur actif qui émet un cri en ultrasons et qui attend le retour d'un écho. La vitesse de propagation des ultrasons dans l'air est de 340m/s. Le son se réfléchit sur tous les obstacles rencontrés sauf les objets absorbant les ondes sonores tel que la ouate, le feutre, etc. Le temps d'attente entre l'émission et la réception peut être calculé. Il est proportionnel à la distance parcourue par le son (aller et retour). En général, l'électronique associée au capteur ne tient compte que du son renvoyé par le premier obstacle rencontré. La portée maximale des télémètres ultrasonores dans l'air atteint typiquement les valeurs suivantes : 10 m environ pour une fréquence de 40kHz et 1,5 m environ pour une fréquence de 200kHz [CET89].

La figure C.3 montre un exemple d'utilisation du capteur à ultrasons pour la détermination de la distance. Les télémètres ultrasonores possèdent quatre principaux champs d'application qui sont : la mesure de la distance à une cible, la localisation à l'aide de balises, la reconnaissance d'objets et enfin l'exploration de la scène. L'avantage du signal ultrasonores est qu'il n'est pas influencé par la poussière et les environnements brumeux. En contre partie, ce signal n'offre aucun fonctionnement dans le vide car il est transmis grâce à la présence des molécules. De ce fait, il faut éviter les courants d'air qui dévierraient le signal de leurs destinations. En plus, il faut éviter de détecter des objets ayant

un angle d'inclinaison très grand car le signal risque de ne plus revenir, ce qui rendrait toute détection impossible.

C.2 Les capteurs passifs

Un capteur passif est un capteur qui reçoit une énergie émise sans que lui-même n'irradie la scène. Ces capteurs, dans le monde de la robotique, sont majoritairement des caméras. Ils sont peu coûteux et performants en termes de portée, précision et quantité d'informations exploitables. L'intérêt des caméras par rapport aux capteurs actifs est surtout le champ de perception accessible et la capacité d'interprétation et d'analyse des scènes perçues. En effet, là où un radar est limité à 12° de champ horizontal et 3° de champ vertical, une caméra peut facilement atteindre respectivement les 50° et 30° . De plus, le coût d'une caméra reste largement inférieur à un radar ou un laser.

Deux approches sont possibles en perception passive : l'utilisation d'une seule caméra ou l'exploitation de plusieurs points de vue avec plusieurs caméras reliées de manière rigide sur la canne.

Caméra visible : La caméra visible est le seul capteur capable de renvoyer une image sensorielle de l'environnement qui semble vue par l'œil humaine car elle emploie le principe de coloration, celui du système visuel humain. Ainsi, son rôle est de fournir la vue réelle de la scène. Sa mise en œuvre est considérée comme un avantage pour ce type de capteur vu sa simplicité. La qualité de l'information acquise par une caméra visible est grandement affectée par l'intensité lumineuse et par le contraste de couleur entre les objets avec l'arrière-plan. Elle est très sensible aux conditions de visibilité difficiles (faible luminosité, brouillard, pluie, etc.).

Pour localiser un point fixe dans l'espace, nous avons besoin d'obtenir ses coordonnées 3D. Dans ce contexte parvient l'inconvénient de ce capteur car il ne permet pas, à priori, de restituer la profondeur de la scène observée. À chaque instant, on obtient une image à deux dimensions. Il nous faut donc au minimum deux images (donc des images à des instants différents) et il faut connaître également le déplacement de la caméra entre ces deux images pour pouvoir estimer la distance de l'obstacle.

Caméra infrarouge : La caméra infrarouge possède des propriétés intéressantes, et nous permet de acquérir des informations qui ne peuvent pas être obtenues autrement. Depuis quelques années, de nombreux travaux mettent en avant ce type d'information, principalement dans le cadre de la détection des obstacles chauds comme l'être humain. Les propriétés de ce système permettent d'acquérir visuellement les sources de chaleur émises par les objets et les corps présents dans la scène. L'acquisition sera donc



Figure C.4. Exemple d'une image acquise par une caméra infrarouge

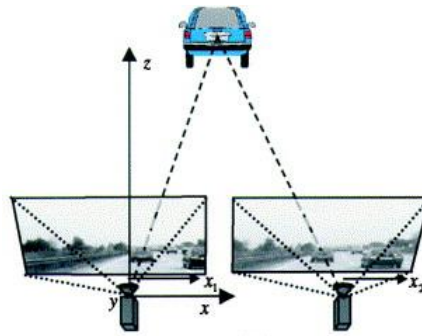


Figure C.5. Exemple d'utilisation de Stéréovision

sous la forme d'une image, mais la valeur des pixels sera proportionnelle, non pas à la lumière naturelle réfléchie, mais plutôt à la quantité de rayonnement infrarouge émise (Figure C.4). L'avantage principal de ce système revient donc à détecter les êtres humains lorsque la visibilité est réduite. En contre partie, les objets froids ou ceux qui ne possèdent pas de chaleur ne seront jamais détectés.

Stéréovision : La stéréovision consiste à l'utilisation de deux caméras monoculaires placées l'une à côté de l'autre. Son principe est d'inférer de l'information sur la structure et les distances 3D d'une scène à partir de deux images optiques provenant chacune d'une caméra (Figure C.5). Dans ce cas, les images sont prises de deux points de vue différents. Ce principe s'effectue en trois étapes successives : le calibrage, l'appariement et la triangulation. Les deux images de la scène peuvent montrer de grandes différences puisque les caméras sont décalées. En outre, il est difficile de repérer des indices visuels permettant d'effectuer la mise en correspondance dans une scène faiblement texturée. Ainsi, la mise en correspondance entre les images gauche et droite (appariement) est considérée comme la phase du traitement la plus difficile. Pour la détection d'obstacles en stéréovision, on exploite les caractéristiques 3D des objets. L'information 3D est fournie par triangulation et basée sur le calcul de disparité qui présente le décalage

entre un point sur une image et le point qui lui correspond dans l'autre image. Ce traitement nécessite un temps de calcul important car il faut générer et traiter deux fois plus d'images qu'en monovision. En plus, le calcul réalisé est directement dépendant du positionnement qui doit être très précis des deux caméras. En effet, pour la moindre variation du décalage, l'erreur sera automatiquement répercutée. Dans notre système, telles variations sont fréquentes à cause du mouvement de la canne.



Analyse et traitement possibiliste de signaux ultrasonores en vue d'assistance des non voyants

Sonda AMMAR BOUHAMED

الخلاصة : تندرج أعمال هذه الدكتوراه في مجال معالجة الإشارات فوق الصوتية للتعرف على نوعية العوائق في طريق ذوي الحاجيات الخاصة من فاقدي البصر. تتخبط مختلف هذه الخوارزميات في عصا بيضاء إلكترونية. بعد الإطلاع على الطرق المتعارف عليها في تحليل الإشارات مثل تحويل فورييه و تحويل التمجيد إتضح لنا أن تطبيقها يتوقف على الإشارات ذات المدى الطويل. غير أن هذا النوع من الإشارات يثقل كاهل منظومة العلاج و يؤخر زمن إتخاذ القرار الذي من شأنه تعريض فاقد البصر للخطر. لذلك إرتأينا أنه من الحكمة إستعمال الإشارات قصيرة المدى. غير أن ذلك أفرز العديد من النقصات مثل عدم الدقة و احتمال الخلط. في هذا السياق تمثل نظرية الإحتمالية حلا مغريا لعلاج المعلومات مع الأخذ بعين الإعتبار قلة دقتها. لذلك تناول بحثنا إدماج المعلومات المتأتية من مختلف المصادر و إستخلاص المعلومات المناسبة لأخذ القرار من زاوية نظرية إحتمالية. خلاصة بحثنا تتمثل في اقتراح مثال إحتمالي للإشارات قصيرة المدى المعتمدة ثم تقديم طريقة جديدة معتمدة لإختيار الخصائص اللازمة للتعرف على حالة الثرى. في الأخير تم إقتراح إستراتيجية جديدة للإنتقال من تحليل مختلف الإشارات و تحديد كيفية الإدماج المطلوبة للحصول على نتائج جيدة. لقد تمت تجربة كل النظريات المقترحة في هذه الأطروح على قاعدة معلومات للإشارات فوق الصوتية و كللت التجربة بنتائج مرضية.

Résumé : Cette thèse est dédiée au traitement du signal ultrasonore pour la reconnaissance de l'état du sol, intégré dans une canne blanche électronique. Une revue des méthodes conventionnelles d'analyse du signal, telles que la transformée de Fourier et la transformée en ondelettes, a montré leur intérêt potentiel pour le traitement d'échantillons de grande taille. Néanmoins, ces performances se dégradent pour notre application où les échantillons sont de taille réduite. La réduction du taille est dans l'intention de réduire la complexité du traitement et d'assurer une rapidité requise pour la sécurité du non-voyant. Néanmoins, cela présente une source d'imprécision, d'ambiguïté, etc. La théorie de possibilité présente dans ce contexte le meilleur cadre pour la modélisation des signaux affectés par différentes formes d'imperfection. Les problématiques de fusion d'informations et de sélection de primitives sont alors abordées dans un cadre possibiliste. Les contributions de ces travaux de thèse peuvent se situer à trois niveaux : dans une première étape, nous surmontons les limitations dues au taille réduite par une nouvelle approche basée sur une modélisation possibiliste. Ensuite, nous proposons une nouvelle stratégie possibiliste de sélection de primitives assez pertinentes pour discriminer l'état du sol. Finalement, nous adaptons à notre contexte une approche existante permettant le choix d'un opérateur de fusion plus approprié aux informations à fusionner. Les approches proposées ont été validées sur une base de données de signaux ultrasonores.

Abstract: This thesis is devoted to ultrasonic signal processing for floor state recognition. The context of our work is the development of an artificial vision system, integrated in an electronic white cane for visually impaired people. For reducing computing complexity, we are concerned with small sample size signal (SSS). Accordingly, conventional methods cannot be efficient because they apply only for large sample size. Handling SSS gives rise to uncertainty, ambiguity and inaccuracy affecting the processed signals. Possibilistic information theory offers the best tool for such context. This thesis has three main contributions: we propose firstly a new strategy based on possibilistic modeling of SSS, based Masson, Sison and Glaz formalism. Secondly, we propose a new method of possibilistic feature selection and finally, we improve Weiru Liu selection method by updating merging operators. The proposed approaches have been validated based on an ultrasonic signal database.

Mots clés: Canne blanche électronique, signal ultrasonore, analyse spectrale, théorie de possibilité, signal à faible support, sélection de primitives, fusion d'informations.

Key-words: Electronic white cane, ultrasonic signal, spectral analysis, possibility theory, small signal size, feature selection, data merging.