

50376
1998
171

N° d'ordre : 2227.

THESE

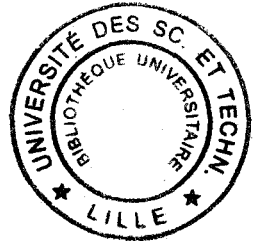
présentée à

l'Université des Sciences et Technologies de Lille

pour obtenir le titre de Docteur en

Productique : Automatique et Informatique Industrielle

par



Maurice DELPLANQUE
Ingénieur H.E.I. (Hautes Etudes Industrielles, Lille)

L'application des techniques modernes de traitement de l'information pour le guidage de véhicules sous-marins

Soutenue le 18 Mars 1998 devant le jury d'examen composé de :

Président : C. VASSEUR.

Rapporteurs : P.Y. ARQUES.
M. ROMBAUT.

Examineurs : J.G. POSTAIRE.
A.M. JOLLY-DESODT.
I. BLOCH.
D. JOLLY.
G. DENIAU.

Invités : J. JAMIN.
T. DE SHAZER.

Travaux réalisés sous la direction de Madame A.M. JOLLY-DESODT (H.D.R.)
et la co-direction de Monsieur D. JOLLY au Laboratoire d'Automatique I³D,
Université des Sciences et Technologies de Lille.



Remerciements.

Le travail présenté dans ce mémoire a été effectué au Centre d'Automatique de Lille. Aussi, je tiens, en premier lieu, à exprimer toute ma gratitude au Professeur P. VIDAL, Directeur du Centre d'Automatique, pour m'avoir accueilli dans son Laboratoire durant ces trois années.

Ce travail de recherche est le fruit d'une collaboration avec la Délégation Générale de l'Armement.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude au Professeur P.Y. ARQUES, Directeur Scientifique du Centre Technique des Systèmes Navals de Toulon sans qui ce travail n'aurait pas été entrepris. Je le remercie d'autant plus vivement que malgré ses nouvelles charges de Directeur de l'I.S.I.T.V., il a accepté de me conseiller sans relâche et d'être rapporteur de ce mémoire.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance au Professeur M. ROMBAUT, de l'Université de Reims Champagne-Ardennes, pour l'honneur qu'elle me fait en acceptant d'être rapporteur de ce mémoire. Sa notoriété dans le domaine de la fusion de données m'honore particulièrement.

Ce travail a été initié sous la direction scientifique du Professeur J.G. POSTAIRE, de l'Université des Sciences et Techniques de Lille, puis achevé sous la direction de Madame A.M. JOLLY-DESODT (H.D.R.), Maître de Conférences à l'Université des Sciences et Techniques de Lille et sous la co-direction de Monsieur D. JOLLY, Maître de Conférences à l'E.U.D.I.L. Je les remercie tout trois, pour leurs conseils avisés, pour leur vigilance, leur rigueur et pour la disponibilité dont ils ont fait preuve tout au long de l'élaboration de cette thèse.

Qu'il me soit permis de remercier très vivement le Professeur C. VASSEUR, Directeur du Laboratoire d'Automatique I³D, d'avoir accepté de présider ce jury.

Je tiens également à assurer toute ma reconnaissance à Madame I. BLOCH (H.D.R.), Maître de Conférences à l'E.N.S.T. de Paris, spécialiste de la fusion de données et de l'imagerie médicale, d'avoir accepté de participer à ce jury.

Je tiens à remercier Monsieur G. DENIAU, Docteur-ingénieur au C.T.S.N., pour avoir remarquablement piloté ce travail ainsi que toute son équipe, et en particulier Monsieur J. JAMIN, ingénieur au C.T.S.N., pour l'accueil chaleureux, les connaissances qu'ils m'ont fait partager et l'excellente ambiance de travail qu'ils ont su propager autour de ce projet.

Je suis également très sensible à l'honneur que me fait Monsieur T. DE SHAZER, Directeur de programme, chez General Electric medical systems Europe, qui malgré ses lourdes charges a été intéressé par ce travail et a accepté d'être membre de ce jury.

Il me semble indispensable, ici, d'exprimer ma reconnaissance à l'ensemble des membres du Laboratoire pour l'ambiance conviviale et sportive qu'ils y cultivent.

Mes derniers remerciements seront adressés à mes parents pour l'attention qu'ils ont bien voulu accorder à la relecture de ce manuscrit, et particulièrement à mon épouse, pour m'avoir supporté et soutenu durant ces trois années d'aventure scientifique.

1. Introduction générale	4
2. Problématique de l'étude	7
2.1. Introduction	7
2.2. Expression du besoin en guidage de robots mobiles sous-marins.....	7
2.2.1. Une mission en milieu sous-marin.....	7
2.2.1.1. Les sources d'information disponibles	7
2.2.1.1.1. Les informations sensorielles	8
2.2.1.1.1.1. Les capteurs extéroceptifs	8
2.2.1.1.1.2. Les capteurs proprioceptifs	9
2.2.1.1.2. Les informations <i>a priori</i>	10
2.2.1.1.2.1. Les paramètres par défaut	10
2.2.1.1.2.2. Les connaissances expertes	11
2.2.1.2. Les objets à classer	11
2.2.1.2.1. Les cibles.....	12
2.2.1.2.1.1. Des critères classifiants	12
2.2.1.2.1.2. Organisation et liens entre ces critères	13
2.2.1.2.2. Les cibles non coopératives.....	14
2.2.1.2.2.1. Des stratégies spécifiques.....	15
2.2.1.2.2.2. L'évolution du système	15
2.2.2. Les besoins afférents à cette mission	16
2.2.2.1. Les critères de classification.....	16
2.2.2.1.1. Génération des critères de classification	16
2.2.2.1.2. Optimiser le choix des critères	16
2.2.2.2. La qualification de la décision	17
2.2.2.2.1. En terme de performance statistique.....	17
2.2.2.2.2. En terme de qualité.....	17
2.3. Les voies de recherche envisagées pour apporter des améliorations : le soft computing.....	17
2.3.1. Des améliorations en terme de conception	18
2.3.1.1. Pour des systèmes évoluant en monde réel.....	18
2.3.1.1.1. L'approche non cognitive (les réseaux neuronaux, l'apprentissage)	18
2.3.1.1.2. L'approche cognitive (les systèmes experts, le flou).....	19
2.3.1.2. Pour des systèmes complexes	19
2.3.1.2.1. Les systèmes multi-agents	20
2.3.1.2.2. L'automatisation de la conception (les algorithmes génétiques, l'apprentissage)	21
2.3.2. Des améliorations en terme de performance.....	22
2.3.2.1. Augmentation des performances opérationnelles	22
2.3.2.2. Implantation matérielle.....	25
2.4. Conclusion	26
3. La gestion de l'imparfait pour le guidage de robots mobiles sous-marins ...	27
3.1. Introduction	27
3.2. De nombreux formalismes	27
3.2.1. Les mesures de confiance	28
3.2.1.1. Les mesures de confiance ou mesures floues.....	28
3.2.1.2. Théorie de Dempster-Shafer.....	29
3.2.1.2.1. Principe	29
3.2.1.2.2. Exemple.....	30
3.2.1.2.3. Conclusion.....	31
3.2.1.3. Théorie des possibilités	31
3.2.1.3.1. Principe	31
3.2.1.3.2. Exemple.....	33
3.2.1.3.3. Conclusion.....	34
3.2.2. Autres voies de gestion de l'imperfection.....	34
3.2.2.1. Les formalismes numériques	34
3.2.2.2. L'approche symbolique	35
3.3. Une application à tous les niveaux de traitement	35

3.3.1. Des plus bas niveaux	36
3.3.1.1. Détection / pistage	36
3.3.1.2. Suivi de cibles	37
3.3.2. ... aux plus hauts niveaux	38
3.3.2.1. Classification de cibles	39
3.3.2.2. Tactique	40
3.4. Conclusion	41
4. La modélisation des informations et de leurs imperfections	43
4.1. Introduction	43
4.2. Les imperfections : définitions et illustrations	43
4.2.1. La perfection et l'ignorance	43
4.2.2. L'imprécis et l'incertain.....	45
4.2.2.1. Les intervalles classiques.....	46
4.2.2.2. Les intervalles « flous »	48
4.2.2.3. Les nombres « flous »	48
4.2.3. L'incomplétude.....	49
4.3. La quantification des imperfections	50
4.3.1. L'exploitation de connaissances expertes	50
4.3.1.1. Modélisation contextuelle des signaux	50
4.3.1.2. Modélisation de connaissances a priori	53
4.3.1.2.1. Modélisation de l'état de la mer	54
4.3.1.2.2. Modélisation de la longueur d'une cible inconnue	55
4.3.2. L'apprentissage statistique.....	57
4.3.2.1. Les transformations probabilité / possibilité.....	59
4.3.2.1.1. Première transformation	59
4.3.2.1.2. Seconde transformation	59
4.3.2.2. Modélisation de la longueur des cibles connues	59
4.4. Conclusion	62
5. L'évaluation des critères de classification	63
5.1. Introduction	63
5.2. Les méthodes de calcul flou.....	64
5.2.1. Les différents algorithmes de calcul flou	64
5.2.1.1. Les algorithmes basés sur la décomposition en α -coupes.....	64
5.2.1.1.1. Méthode numérique	65
5.2.1.1.2. Méthode analytique	68
5.2.1.2. Le principe d'extension de Zadeh.....	68
5.2.1.2.1. Définition générale du principe d'extension d'une fonction ϕ classique.....	69
5.2.1.2.2. Définition du principe d'extension d'une fonction ϕ injective	69
5.2.2. Implantation des algorithmes.....	70
5.2.2.1. Comparaison des complexités algorithmiques.....	70
5.2.2.2. Représentation horizontale versus représentation verticale	72
5.2.2.2.1. Multimodalité.....	73
5.2.2.2.2. Bruits numériques.....	74
5.3. Les propriétés mathématiques.....	77
5.3.1. Les propriétés « perdues »	78
5.3.2. Conséquences pratiques pour l'équation du SONAR « floue »	79
5.3.2.1. Définition de l'équation du SONAR	79
5.3.2.2. Problématique des équations floues.....	80
5.3.2.2.1. Les solutions implicites	82
5.3.2.2.2. Les solutions explicites.....	82
5.4. Conclusion	84
6. De la fusion symétrique à la classification.....	86
6.1. Introduction	86
6.2. Les outils de fusion symétrique.....	86

6.2.1. Le choix d'un opérateur de fusion	87
6.2.1.1. Le comportement adapté au contexte de la mission.....	87
6.2.1.2. Les propriétés mathématiques	88
6.2.2. Les différentes classes d'opérateurs possibilistes de fusion.....	88
6.2.2.1. Les opérateurs ensemblistes de fusion	89
6.2.2.1.1. Les opérateurs ensemblistes de base : les opérateurs indépendants du contexte et à comportement constant.....	89
6.2.2.1.1.1. Les T-normes (normes triangulaires)	89
6.2.2.1.1.2. Les T-conormes (conormes triangulaires).....	90
6.2.2.1.1.3. Les moyennes	91
6.2.2.1.2. Les opérateurs ensemblistes indépendants du contexte et à comportement variable	91
6.2.2.1.3. Les opérateurs ensemblistes adaptatifs	92
6.2.2.2. Les opérateurs arithmétiques de fusion.....	95
6.2.2.2.1. Les opérateurs arithmétiques de base : les opérateurs indépendants du contexte	95
6.2.2.2.1.1. Le minimum étendu.....	95
6.2.2.2.1.2. Le maximum étendu.....	96
6.2.2.2.1.3. Les moyennes étendues de type OWA	96
6.2.2.2.2. Les opérateurs arithmétiques adaptatifs.....	98
6.3. La génération d'un nouveau critère de classification : application à la classification de contre-mesures	99
6.3.1. Des informations redondantes	100
6.3.1.1. Le cap	100
6.3.1.2. L'inclinaison.....	104
6.3.2. La génération d'un nouveau critère	106
6.3.2.1. Le choix d'un opérateur de fusion	106
6.3.2.2. Les performances du nouveau critère de classification.....	108
6.4. Conclusion	110

7. De la fusion dissymétrique à la classification..... 111

7.1. Introduction	111
7.2. Les outils de la fusion dissymétrique.....	111
7.2.1. Définition générale des règles de fusion dissymétrique	112
7.2.1.1. Les règles de conditionnement (révision).....	112
7.2.1.1.1. La révision.....	112
7.2.1.1.2. La focalisation	113
7.2.1.2. Les règles de projection (mise-à-jour).....	113
7.2.2. Formalisation des règles dans le cadre de la théorie des possibilités	114
7.2.2.1. La notion de possibilité conditionnelle dans le cas d'un sous-ensemble classique	114
7.2.2.1.1. Mesures de possibilité conditionnelle sur des ensembles classiques	114
7.2.2.1.2. Distributions de possibilité conditionnelle sur des ensembles classiques	115
7.2.2.2. La notion de possibilité conditionnelle dans le cas d'un sous-ensemble flou	116
7.2.2.2.1. Distribution de possibilité conditionnelle pour une <i>t-norme</i> du type <i>min</i>	116
7.2.2.2.2. Distribution de possibilité conditionnelle pour une <i>t-norme</i> du type <i>produit</i>	118
7.3. Application à la classification de cibles sous-marines	120
7.3.1. Description du problème	120
7.3.2. La révision pour une amélioration de la qualité de l'information	125
7.3.2.1. Choix de la loi de révision	125
7.3.2.2. Amélioration de la qualité de l'information.....	125
7.3.3. Une loi de fusion heuristique pour la classification des cibles.....	127
7.3.3.1. Choix de la loi de révision	128
7.3.3.2. Utilisation de la loi de fusion heuristique pour classer l'objet.....	131
7.4. Conclusion	132

8. Conclusion générale..... 133

9. Bibliographie..... 135

1. Introduction générale

Le sujet de l'étude est l'application des théories « modernes » de l'information et de la décision pour le guidage de véhicules sous-marins.

L'étude s'intéresse aux véhicules non habités, c'est-à-dire aux robots mobiles sous-marins. Ils peuvent être pilotés par un opérateur humain via un câble et sont alors appelés véhicules téléguidés (Remotely Operated Vehicles ou ROV)¹. Leurs domaines d'applications vont de la réparation off-shore, à la torpillerie en passant par l'exploration des océans.

Dès 1963, le besoin de se passer de ce lien physique entre le robot et son « lanceur » a initié les recherches sur les robots mobiles sous-marins autonomes (Autonomous Underwater Vehicles ou AUV)². De 1963 à 1991, R. Blidberg³ dénombre vingt-six projets.

Quelques exemples de robots mobiles autonomes français peuvent être cités : tout d'abord les robots de l'Institut Français de Recherche pour l'Exploitation de la MER (IFREMER), avec en 1983 EPAULARD, en 1986 ELIT (en association avec la société COMEX) et en 1997 le véhicule téléopéré VICTOR 6000. Le robot CALAS du Centre d'Essais de la Méditerranée permet de simuler un sous-marin avec ses caractéristiques en terme d'acoustique et de déplacement physique (émission de raies passives, réponse à des émissions SONAR⁴...).

Cette étude, quant à elle, s'applique aux robots mobiles de la classe « torpille », c'est-à-dire des engins sous-marins automobiles lancés à partir d'une plateforme, d'un bâtiment de surface ou d'un aéronef.

Ils ont pour mission de se rendre en un point pour y rechercher une cible sous-marine ou de surface. Cette cible pouvant être mobile, les robots de cette classe devront donc être rapides et capables de gérer des ressources énergétiques forcément limitées.

Les engins de la classe « torpille » disposent d'une partie intelligente, appelée « autodirecteur » chargée d'acquérir les informations, de les traiter et de gérer le déroulement des cinq phases du guidage :

1. *Phase de préparation de la mission* : chargement des paramètres tactiques et contextuels de la mission,
2. *Phase de ralliement* : la torpille se rend en un point en mode aveugle, c'est-à-dire sans l'aide de ses senseurs ou seulement à l'aide de capteurs passifs,
3. *Phase de recherche* : l'objectif est d'acquérir des données et de classer la cible avec les senseurs de la torpille,
4. *Phase de poursuite* : la torpille se rapproche du but dans un délai compatible avec sa réserve d'énergie,

¹ Yuh J., Lakshmi R., An intelligent control system for remotely operated vehicles, IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol 18, n° 1, january 1993, pp. 55-61

² Healey A.J., Lienard D., Multivariable sliding mode control for autonomous diving and steering of unmanned underwater vehicles, IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol 18, n° 3, july 1993, pp. 327-338

³ Blidberg D.R., Autonomous underwater vehicles: current activities and research opportunities, Intelligent Autonomous Systems .2, conf, 1989, pp. 51-77

⁴ Le mot SONAR est un acronyme qui signifie SOund Navigation And Ranging par analogie avec le RADAR (Radio Detection And Ranging)

5. *Phase finale de ralliement* : le but est d'aller pratiquement au contact de la cible dans certaines conditions de présentation, de vitesse relative ou de position par rapport à la surface, etc.

Dans le cas idéal, les quatre dernières phases se déroulent dans l'ordre présenté ci-dessus. En pratique, ce n'est pas toujours le cas, l'échec possible d'une phase de poursuite devant relancer une nouvelle phase de recherche.

L'autonomie apportée par l'autodirecteur positionne cette classe de robots parmi les AUV. Il ne faut toutefois pas exclure la possibilité d'un lien physique (câble) avec leur plateforme qui présente l'avantage technique et scientifique de pouvoir inclure un opérateur dans la boucle de décision.

Le sujet concerne l'autodirecteur et vise à améliorer la fiabilité et la robustesse du guidage. L'objectif de l'étude est d'évaluer les apports des techniques « modernes » de traitement de l'information dans les différentes tâches confiées à l'autodirecteur, à savoir la classification, la fusion de données et la décision.

Ainsi, les deux premiers chapitres présentent brièvement le milieu sous-marin et ses incidences sur l'acquisition des informations ainsi que les voies de recherche pouvant apporter des réponses aux besoins exprimés par le CTSN⁵.

Le besoin le plus amont étant la gestion de l'« imperfection » tout au long de la chaîne de traitement de l'information, le second chapitre passe en revue les différents formalismes de management de l'incertitude cités dans la littérature en les illustrant d'exemples et justifie le choix de la théorie des possibilités.

Les chapitres suivants s'attachent donc à montrer la faisabilité et les apports d'une approche purement *possibiliste* pour les différentes étapes composant la tâche de classification de cibles que sont la *modélisation* des informations, l'*évaluation* des critères de classification, la *fusion de données* et la *classification* elle-même.

Après avoir défini les différentes notions employées pour qualifier la « qualité » des informations, le troisième chapitre applique, dans le cadre de la théorie des possibilités, quelques méthodes de quantification de l'« imperfection » sur des exemples empruntés à la torpillerie.

Ces informations sont ensuite exploitées afin d'évaluer des critères de classification. Il faut pour ce faire, définir le mécanisme de propagation de l'« imperfection », ce qui constitue le thème du chapitre quatre. Dans le cadre de la théorie des possibilités, ce mécanisme est communément appelé « calcul flou », c'est-à-dire généralisation aux quantités floues du calcul classique de fonctions. Cette généralisation n'étant pas sans effet sur les propriétés mathématiques (comme la distributivité, par exemple), les conséquences du « calcul flou » pour la manipulation d'équations et de relations sont étudiées à travers un exemple fondamental en acoustique sous-marine : l'équation du SONAR. Cette équation est utilisée pour la conception et l'évaluation de systèmes SONAR, et se trouve donc, naturellement, à ce titre à la base de tout problème d'acoustique sous-marine.

⁵ Application des théories modernes de l'information et de la décision pour le guidage de véhicules sous-marins, STB, CTSN, Toulon, 17 février 1994

Une fois évalués, les critères de classification peuvent être exploités pour la classification des cibles. Les deux derniers chapitres montrent comment tirer profit de la richesse de la théorie des possibilités dans le domaine de la fusion de données pour améliorer la classification.

La fusion de données symétrique permet en effet de gérer la quantité d'information en synthétisant l'information ou au contraire en générant de nouvelles connaissances. Le cinquième chapitre développe ce dernier point dans le cadre d'une application en torpillerie.

La fusion de données dissymétrique permet, quant à elle, de mettre à jour les connaissances dans le temps. Après une courte synthèse bibliographique des opérateurs de fusion dissymétriques, le dernier chapitre met en œuvre une méthode originale permettant de classer des cibles malgré des données manquantes.

Ainsi, l'ensemble des chapitres balaye la chaîne de traitement des informations relative à la tâche de classification en tentant de montrer la faisabilité et les apports d'une technique moderne de traitement de l'information particulière : *la théorie des possibilités*.

2. Problématique de l'étude

2.1. Introduction

Le guidage des torpilles est donc un problème de *robotique mobile* en environnement mal défini, difficilement accessible, non structuré (sous-marin) et *hostile* (objets ennemis mal connus, rapides et intelligents). Le milieu d'évolution et la mission du robot sont présentés ainsi que leurs conséquences en terme de traitement de l'information.

Puis des besoins spécifiques à une fonction particulière, la *classification de cibles*, sont mis en évidence. Une synthèse bibliographique montre que les techniques « modernes » de traitement de l'information et de la décision, regroupées sous le terme générique de « soft computing », permettent d'apporter des solutions aux besoins exprimés. Les techniques « modernes » envisagées sont l'intelligence artificielle cognitive ⁶ (systèmes experts, logique floue...), l'intelligence artificielle non cognitive ⁷ (réseaux de neurones, systèmes multi-agents...), l'optimisation (algorithmes génétiques, théorie des jeux...), et les systèmes d'apprentissage. Les apports de ces techniques sont escomptés principalement dans deux domaines : la *performance* des systèmes mais aussi la *simplicité de conception*.

2.2. Expression du besoin en guidage de robots mobiles sous-marins

La mer et *a fortiori* le milieu sous-marin sont des environnements hostiles, au même titre que l'espace ou les sites nucléaires. A ce titre, la robotique mobile est un défi important dont l'enjeu primordial est la maîtrise des informations liées à ces environnements. Elles doivent permettre au robot d'effectuer sa mission (seul ou avec l'aide d'un opérateur) et seront donc spécifiques à une mission dans un environnement donné. Les spécificités du milieu sous-marin puis de la mission confiée aux torpilles sont donc développées.

2.2.1. Une mission en milieu sous-marin

L'hostilité est une caractéristique commune à la mission de la torpille et à son milieu d'évolution. En effet, le milieu sous-marin est « hostile » pour la collecte des informations *sensorielles* et *a priori*. La mission de la torpille est offensive ; elle sera d'une part une application de type poursuite / évaison vis-à-vis des *cibles* et d'autres part une guerre électronique avec les *contre-mesures*. Les objets auxquels elle sera confrontée, les *cibles* et les *contre-mesures*, le seront tout autant.

2.2.1.1. Les sources d'information disponibles

Le milieu sous-marin a des propriétés de propagation des supports physiques d'information bien différentes de l'atmosphère terrestre ou de l'espace. Cela a des incidences sur les technologies des senseurs applicables à la reconnaissance des objets présents dans l'environnement. Par ailleurs, étant non structuré par essence, cet environnement a aussi des conséquences sur les technologies des capteurs à employer pour la localisation du véhicule. Mais les capteurs ne sont pas les seules sources d'informations dont a besoin la torpille pour

⁶ Branche de l'intelligence artificielle basée sur l'exploitation de la connaissance que les experts ont du domaine d'application.

⁷ Branche de l'intelligence artificielle basée uniquement sur l'exploitation des données disponibles dans le cadre de l'application.

mener à bien sa mission. Toutes les données ne sont pas accessibles par le biais des mesures, loin s'en faut, et des informations *a priori* seront nécessaires.

2.2.1.1.1. Les informations sensorielles

Les capteurs employés en robotique mobile sont de deux types : les capteurs *extéroceptifs* (les senseurs) délivrant des informations relatives à l'environnement extérieur et les capteurs *proprioceptifs* fournissant les paramètres internes de la torpille (consommation, vitesse, temps...).

2.2.1.1.1.1. Les capteurs extéroceptifs

Les torpilles étant tirées loin de leur but, la caractéristique fondamentale des capteurs extéroceptifs dont elles doivent être équipées est leur *portée*⁸. Or l'eau a la propriété de propager très mal les ondes, en particulier les ondes électromagnétiques, à une exception près : les ondes acoustiques. Le tableau ci-dessous, extrait de l'article de M. Bouvet⁹, résume bien les portées des différents signaux dans l'eau (et dans l'atmosphère).

Type de l'onde émise		Portée du signal dans l'eau	Portée du signal dans l'air
Radio	18 MHz	1,7 m	10 000 km
Radar	3 MHz	4 mm	600 km
Laser	Bleu-Vert	100 m	45 km
Acoustique	10 kHz	4 km	100 m
	1 kHz	400 km	10 km

Tableau 1 : Portées comparées des différents signaux dans l'eau et dans l'air

Pour les courtes distances, en *phase finale de ralliement* par exemple, il est envisageable de mettre en œuvre des senseurs du type télémètre laser pour mesurer la distance torpille / cible, magnétomètre, détecteur infrarouge, caméra optique pour distinguer une silhouette ou repérer la bioluminescence provoquée par le sillage d'un bâtiment. Mais l'acoustique sous-marine reste le moyen le plus efficace de détection d'objets sous-marins à grande distance. Le SONAR est donc une technologie incontournable qui ne sera pas remise en cause.

Bien que ce point soit développé ultérieurement, il est tout de même intéressant de noter dès à présent que le fonctionnement des systèmes SONAR est sujet à de nombreux « aléas » principalement dus au fait que le canal acoustique introduit des *bruits nuisibles*¹⁰ qui ne seront jamais connus complètement, et au fait que les sons dans l'eau se propagent d'une façon « curieuse »¹¹. En effet, les ondes acoustiques dans l'eau ne suivent pas un trajet rectiligne. Leur propagation dépend de la célérité de l'onde qui elle-même dépend de la pression, de la température et de la salinité de l'eau, c'est la *bathycélérimétrie*. A la difficulté

⁸ La portée est la distance maximale de détection.

⁹ Bouvet M., Tendances en traitement SONAR, Traitement du Signal, vol. 10, n°2, 1994, pp. 139-151

¹⁰ Exemples : les bruits *ambient* (bruit de mer dû à la météorologie : vent, vague, saison...), *propre* (dû au porteur de l'antenne lui-même : un bateau, un hélicoptère, une torpille), de *réverbération* (sur le fond, sur la surface, de volume) ...

¹¹ Bouvet M., Traitements des signaux pour les systèmes sonar, Collection Cnet-Enst, Masson, 1992, p. 11

d'estimer cet ensemble de paramètres s'ajoute un phénomène de fluctuations tant spatiales que temporelles intrinsèquement dues à la nature du milieu océanique¹² et qui semblent difficiles à prévoir.

Pour toutes ces raisons, les informations fournies par des systèmes SONAR seront considérées comme *imparfaites* du point de vue de l'utilisateur, c'est-à-dire ici l'autodirecteur de la torpille. Ce terme, qualifiant la qualité de l'information, sera défini et détaillé au chapitre 3. Cette idée sera le fil conducteur de l'étude.

Pour l'heure, les senseurs qui équipent les torpilles sont donc des transducteurs qui forment une antenne¹³ SONAR dont les caractéristiques sont les suivantes¹⁴:

1. L'antenne SONAR peut fonctionner en mode passif¹⁵, actif¹⁶ ou, dans les deux modes, conjointement. Sa position est toujours frontale, mais sa forme est variable selon les constructeurs.
2. En mode actif, l'émission et la réception sont généralement réalisées sur la même antenne (SONAR actif monostatique).
3. Les fréquences d'emploi de l'autodirecteur sont comprises entre 10 kHz et 100 kHz pour des raisons physiques, la taille des capteurs étant inversement proportionnelle à leur fréquence d'utilisation.
4. La portée d'un autodirecteur est « faible » et de toute façon inférieure à 10 km.
5. Les informations disponibles, après traitement, sont des mesures élémentaires (angles, temps, fréquence, niveau sonore...). Elles ne servent qu'à l'acquisition puis à la classification du but mais en aucun cas à la localisation absolue de la torpille, l'environnement géométrique étant supposé inconnu et non structuré¹⁷.

2.2.1.1.2. Les capteurs proprioceptifs

Ainsi, la localisation de la torpille passera uniquement par l'exploitation des informations *proprioceptives*. Les capteurs proprioceptifs envisageables sont, pour partie, similaires à ceux rencontrés dans les automobiles intelligentes¹⁸ et autres robots mobiles terrestres. Il s'agit de

¹² Faure B., Goncalves D., Propagation acoustique en milieu océanique aléatoire, Quinzième colloque GRETSI, 18-21 sept. 95, pp. 837-840

¹³ Une antenne sonar est composée de dizaines voire de milliers de transducteurs (hydrophones) qui sont les éléments sensibles du sonar, leur rôle est de transformer la pression acoustique en signal électrique. Husson et Roy, Acoustique sous-marine, Sciences de la mer, Entrepreneurs Science et Défense, DGA, Cité des Sciences et de l'Industrie de la villette, 23-24 mai 1989, pp. 39-49

¹⁴ Vidoret P., Equation du sonar appliquée à la torpillerie, Rapport n° 0777/CTSN/DLSM/95 du 20/04/95

¹⁵ Détection des ondes acoustiques rayonnées involontairement par des sources sonores (poissons, bateaux, activité portuaire...)

¹⁶ Emission d'une onde acoustique et réception de l'onde rétrodiffusée par les objets présents dans l'eau (principe du radar, du télémètre laser ou ultrason...).

¹⁷ Une méthode de localisation absolue d'un ROV par ceinture de sondeurs (sonar actif) dans un environnement structuré et connu (piscine) a cependant été mise en œuvre dans la référence : Rigaud V., Marcé L., Absolute location of underwater robotic vehicles by acoustic data fusion, IEEE, 1990, pp. 1310-1315

¹⁸ Programme PROMETHEUS : Rombaut M., Génération temps réel de données numériques / symboliques par fusion temporelle multi-capteurs, Traitement du Signal, vol. 12, n°4, 1995, pp. 317-326 et Programme PROCHIP : Berschandy D., Comparaison des approches classiques et neuronales dans l'architecture d'un système d'intelligence artificielle embarquée, Thèse Université Paris-Sud, 1993

centrales inertielles, de capteurs incrémentaux (non plus pour compter le nombre de tours de volant mais le nombre de tours d'hélices)... Un inconvénient reconnu de ces capteurs est leur dérive dans le temps. Cela entraîne généralement, en robotique mobile terrestre, le besoin d'un recalage avec des informations extéroceptives¹⁹ (navigation par relèvement d'amers²⁰) qui sera impossible dans cette étude. Cependant, deux facteurs combinés permettront de négliger ce phénomène. Tout d'abord, cette dérive sera limitée étant donné la faible durée de la mission (quelques minutes, au plus). D'autre part, l'objectif étant de rejoindre la cible, la localisation relative est plus importante que la localisation absolue.

Une autre famille de capteurs proprioceptifs peut aussi être mise en œuvre. Il s'agit de capteurs de pression (calcul de l'immersion), de température, de consommation... On supposera que les informations fournies par les capteurs proprioceptifs sont « quasi-parfaites », ou en tout cas de qualité suffisamment bonne.

2.2.1.1.2. Les informations *a priori*

Parallèlement aux divers capteurs, il existe une source d'information essentielle en robotique mobile terrestre, spatiale ou sous-marine : les *informations a priori*. Il peut s'agir, tout d'abord, de paramètres fixés par défaut, c'est-à-dire d'une information de bas niveau. Mais, le besoin d'informations *a priori* peut aussi apparaître à plus haut niveau, concernant des données de type « classification » ou « tactique ». Dans ce cas, ce sont des connaissances expertes.

2.2.1.1.2.1. Les paramètres par défaut

L'acoustique sous-marine est gourmande en paramètres de tout genre : salinité, température, turbidité de l'eau, activité planctonique, état de la mer, précipitations, profondeur d'eau... Ces grandeurs sont fixées, par défaut par le lanceur, lors de la phase 1 du tir (phase de préparation de la mission) car elles ne pourront pas être mesurées lors des phases suivantes en raison d'un manque de capteurs adaptés dû, soit à un problème de coût soit à un problème technologique.

Ainsi, la torpille n'aura pas les moyens de remettre en cause les valeurs de ces paramètres. Par ailleurs, la *validité* ou le *crédit* que la torpille peut accorder à ces valeurs est très différente selon la nature du lanceur et du paramètre lui-même : alors qu'il est facile à un sous-marin de mesurer avec *précision* le degré de salinité de l'eau, un aéronef devra se contenter de connaissances empiriques liées à la zone géographique et à la saison. De même, le paramètre « état de la mer » sera plus *crédible* s'il est qualifié par un bâtiment de surface que par un sous-marin.

Mais il y a aussi des différences évidentes selon la sémantique des paramètres. La salinité et la température, par exemple, sont des paramètres numériques mesurés sur des instruments électroniques. Ils ont un grand niveau de *précision* et de *fiabilité* intrinsèque. Par contre, l'état de la mer est une notion *vague*, déduite d'une description *subjective* de l'aspect visuel de la surface de l'eau (hauteur et déferlement des vagues, force du vent...).

¹⁹ Durieu C., Aldon M.J., Meizel D., La fusion de données multisensorielles pour la localisation en robotique mobile, Traitement du Signal, vol. 13, n°2, 1996, pp. 144-166

²⁰ Un amer est un objet fixe de position connue servant de point de repère.

2.2.1.1.2.2. Les connaissances expertes

Les torpilles font partie de la classe des AUV, et à ce titre elles sont des robots mobiles, dits *intelligents*. Ce terme d'intelligence a donné lieu à d'épineux débats philosophiques à l'intérieur desquels il est raisonnable de ne pas prendre part. Cependant, en raison de l'imposante littérature ²¹ sous forme de revues et de congrès qui leur sont dédiés, l'expression « systèmes et machines intelligents » semble être maintenant acceptée par le plus grand nombre.

En se référant simplement à la définition ²² de l'intelligence, il devient possible d'isoler quelques caractéristiques majeures de ces systèmes :

1. C'est la « faculté de connaître, de donner une signification, un sens. » Le mot intelligence vient du latin *intelligere* ce qui signifie comprendre ²³. La torpille doit donc être dotée de *connaissances* pour être intelligente, ce qui lui permettra de comprendre le scénario dans lequel elle est impliquée.
2. L'intelligence, c'est aussi « l'aptitude à s'adapter à la situation, à choisir les moyens d'action en fonction des circonstances. » La torpille devra être *adaptative* dans son autonomie et avoir une palette suffisante d'actions à sa disposition pour mener à bien sa mission.

Ainsi, les informations *a priori* de haut niveau concourent à rendre la torpille intelligente. Elles peuvent prendre diverses formes, selon qu'il s'agit de caractéristiques d'objets à classer ou de règles tactiques à appliquer dans telle ou telle situation.

Tout comme pour les informations *a priori* de bas niveaux, elles ont des degrés de *validité*, de *crédibilité*, de *précision* différents. La différence vient ici du fait que certaines connaissances peuvent être remises en cause lors des phases de la mission. En effet, le contexte peut changer au cours de la mission et le nombre d'objets présents dans la scène peut varier...

Les sources d'informations à la disposition de la torpille pour mener à bien sa mission sont donc très *hétérogènes*, au niveau de la *sémantique* comme au niveau de la *qualité*. Il sera donc intéressant de prendre en compte ces différents *aspects qualitatifs* pour les informations tant sensorielles que contextuelles et tactiques, afin d'améliorer l'adéquation entre la connaissance exploitée par la torpille et le monde réel.

2.2.1.2. Les objets à classer

Cette intelligence sera principalement exploitée durant les phases de recherche et de poursuite, la phase de ralliement étant une phase de transit, et la phase de ralliement final une phase de placement relatif de la torpille par rapport à son but. Afin de sérier les problèmes, l'étude

²¹ Naslin P., Vers le robot pensant, Les Techniques de l'ingénieur, Techmémoires / mémoires des commissions techniques des Ingénieurs et Scientifiques de France, n°31/32, Automne 94, pp. 2-9
Haton J.P., *et al.*, Le raisonnement en intelligence artificielle : modèles, techniques et architectures pour les systèmes à bases de connaissances, Informatique intelligence artificielle, InterEditions, 1991
Chatila R., Representations+Reason+Reaction = Robot Intelligence, 6th int. symposium on robotics research, Kanade & Paul editors, 1993, pp. 387-397

²² Larousse, Dictionnaire de la langue française Lexis, 1994

²³ Le sens primitif du verbe *intelligere* est « cueillir parmi ». Par la suite, la notion d'intelligence est donc définie comme la capacité à cueillir les connaissances les plus intéressantes.

s'appliquera d'abord à la phase de recherche dont l'objectif est d'acquérir, c'est-à-dire détecter, puis de classer la *cible* désignée. Mais la cible n'est pas coopérative, elle peut déployer des *contre-mesures* afin de contrer l'attaque de la torpille. Cette dernière doit donc classer les objets avec suffisamment d'intelligence pour ne pas être « leurrée » par des contre-mesures souvent très sophistiquées. L'action de « classification » est par conséquent de décider de l'appartenance de la détection à l'une des trois classes de base : *cible*, *contre-mesure* ou *fausse alarme*. En environnement multi-cibles, il peut s'avérer nécessaire que la classification soit affinée jusqu'à la *reconnaissance*²⁴, voire l'*identification*²⁵.

2.2.1.2.1. Les cibles

Du point de vue d'un engin de la classe « torpille », une cible est un ensemble de caractéristiques, appelées *critères de classification*. Après avoir précisé cette notion de critère, il semble intéressant de proposer une *organisation* ainsi que des *liens* entre ces derniers.

2.2.1.2.1.1. Des critères classifiants

Les bâtiments « cible » sont donc caractérisés physiquement par leur :

1. *géométrie* : longueur, largeur, hauteur, déplacement, forme, matériau de construction...
2. *mécanique* : type de machine de propulsion, type et nombre d'hélices, équipement électrique...
3. *cinématique* : vitesse, accélération, giration, manoeuvrabilité...

Ces caractéristiques doivent être mesurées par le SONAR de la torpille, il faut donc les traduire en fonction des mesures acoustiques fournies (angles, temps, fréquence, niveau sonore...). Ainsi, les critères géométriques sont traduits en termes d'étendue spatiale, de points brillants et d'indices de réflexion. Les critères mécaniques correspondent, quant à eux, à des signaux à bande de fréquence étroite comme les raies spectrales d'origine mécanique (très caractéristiques), ou à des signaux à bande de fréquence large, continus ou transitoires, comme les bruits hydrodynamiques ou de cavitation²⁶. Les critères cinématiques peuvent être déduits des estimations successives des positions de la cible mais aussi de mesures de décalages fréquentiels (décalage *Doppler*), voire de variations soudaines de niveaux de bruit (pour l'accélération par exemple).

Plusieurs remarques peuvent d'ores et déjà être formulées. Tout d'abord, la connaissance des caractéristiques physiques n'est pas *exhaustive*, ce qui pose le problème de la gestion de *l'ignorance partielle* dans la base de connaissance.

Un exemple illustre cette idée. Il s'agit d'évaluer, pour différentes classes de cibles sous-marines, l'histogramme de leurs caractéristiques (déplacement, longueur, vitesse maximale en plongée, nombre d'arbres...). Pour ce faire, les cibles susceptibles d'être rencontrées sont recensées. Il est intéressant de constater que bien souvent, dans la réalité, les tableaux obtenus comportent des grandeurs imprécises, incertaines, voire des inconnues. Dès lors des questions se posent :

²⁴ C'est-à-dire reconnaître le type de la cible : bâtiment de surface ou sous-marin ?

²⁵ C'est-à-dire identifier précisément la cible : Est-ce le porte-avion Foch ou le porte-avion Charles de Gaulle ?

²⁶ Les bruits hydrodynamiques sont dus à l'écoulement de l'eau le long de la coque (proportionnels à v^6). Les bruits de cavitation sont provoqués par l'apparition de bulles d'air à l'extrémité des pales d'hélices. Quelques paramètres qui influent sur ce phénomène sont la forme de l'hélice, sa vitesse de rotation, les propriétés physico-chimiques du milieu. Ceci explique le grand secret qui entoure toujours les hélices de sous-marins. P. Vidoret, *Op. cit.*

1. Comment prendre en compte ces inconnues dans la connaissance ?
2. Comment tenir compte des différents niveaux de fiabilité de ces connaissances ?

La remarque concernant les différents degrés de *précision* et le *crédit* qui peuvent être accordés aux informations *a priori* ainsi qu'aux mesures SONAR est encore une fois applicable à l'évaluation des critères de classification en raison de la *filiation logique* qui existe entre eux.

2.2.1.2.1.2. Organisation et liens entre ces critères

En acoustique sous-marine, il n'existe que quelques mesures physiques de base directement accessibles après les étapes de traitement du signal : *circulaire*²⁷, *élévation*²⁸, *temps*, *niveau sonore*, *fréquence émise* et *fréquence reçue*. Ce sont les mesures dites « élémentaires ».

Des mesures dites « élaborées » sont ensuite extraites à partir des précédentes afin d'évaluer des critères de classification. Les dépendances calculatoires entre ces mesures créent une sorte de hiérarchie qui peut être figurée comme suit.

²⁷ Circulaire : angle entre l'axe de la torpille et la détection, dans le plan horizontal.

²⁸ Elévation : angle entre l'axe de la torpille et la détection, dans le plan vertical.

Niveau	Type de la mesure	Filiation de la mesure	Exemple
Niveau 1	Signal utile	Caractéristique du signal après un premier traitement	Niveau de bruit ambiant et de bruit propre, voies ²⁹ ...
Niveau 2	Mesure élémentaire Me	Fonction des niveaux de bruit, de la durée du signal, de l'écho reçu...	Circulaire, élévation, Doppler, points brillants...
Niveau 3	Mesure Elaborée ME0	Fonction de Me, de la bathycélérimétrie et de connaissances <i>a priori</i>	distance avec la cible, étendue angulaire...
Niveau 4	Mesure Elaborée ME1	Fonction de Me, de MEO et de connaissances <i>a priori</i>	vitesse géométriques, longueur de la cible...
Niveau 5	Mesure Elaborée ME2	Fonction de Me, de MEO, de ME1 et de connaissances <i>a priori</i>	accélération...
Niveau <i>n</i>

Tableau 2 : Du signal aux critères de classification

Cette notion de hiérarchie des mesures élaborées permet de mettre en évidence des dépendances d'ordre calculatoire ainsi que la propagation des *incertitudes* et des *crédibilités* associées aux différentes informations exploitées. Elle permet d'aborder aussi la question de la *redondance* des informations afin de l'éviter ou au contraire de la provoquer dans un but de fusion de données.

Enfin, cet ensemble de mesures peut être assimilable à un tableau noir (Blackboard³⁰), ou le(s) module(s) de classification pourrai(en)t venir chercher et déposer des informations avec une certaine flexibilité : en fonction de la difficulté de la situation, du temps disponible, de la performance exigée...

2.2.1.2.2. Les cibles non coopératives

Les cibles ne sont pas forcément coopératives. Elles peuvent introduire volontairement ou non des éléments perturbateurs dans le système. Dans le cas d'un scénario de type duel où la cible cherche à échapper à l'engin, elle peut mettre en œuvre deux grandes familles de contre-mesures : les *brouilleurs* et les *leurres*.

Les premiers sont de « simples » sources de bruits artificiels qui sont larguées par les cibles. Ils peuvent éventuellement être mobiles et leur but premier est de brouiller les détections de la torpille soit par :

²⁹ Une voie acoustique peut être définie comme un « faisceau acoustique directif ».

³⁰ Llinas J., Antony R.T., Blackboard concepts for data fusion applications, Int. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 7, n°2, 1993, pp. 285-308 et Hayes-Roth B., A blackboard architecture for control, Artificial Intelligence 26, 1985, pp. 251-321

- *masquage* de la cible par augmentation du niveau de bruit global,
- *saturation* de l'autodirecteur en provoquant un très grand nombre de détections et donc en noyant la vraie cible dans une multitude de fausses alarmes.

Les *leures*, quant à eux, vont tenter de simuler le mieux possible la présence d'une cible dans une zone différente de celle occupée par la cible réelle. Pour ce faire, ils simulent différentes caractéristiques relatives aux cibles. Ce leurrage n'est crédible que si ces caractéristiques sont cohérentes entre-elles, ce qui est particulièrement délicat lorsque le mode de perception de l'engin est inconnu du leurre.

Il est donc difficile d'obtenir de l'information sur la nature et le fonctionnement des contre-mesures étant donné la largeur du spectre de la menace qu'elles représentent, et leur constante évolution technologique rappelant le duel entre l'épée et la cuirasse. Ces incessantes améliorations bilatérales imposent au robot de la classe torpille une *conception évolutive* dans le temps.

Il est donc envisagé d'employer des *stratégies particulières* de guidage afin de classer efficacement les leures.

2.2.1.2.2.1.Des stratégies spécifiques

En théorie, le leurre idéal, c'est-à-dire celui qui simulerait tous les critères exploités par la torpille, serait appréhendé par cette dernière comme une cible. Cependant, la simulation simultanée et cohérente de toutes ces caractéristiques est conditionnée à la connaissance par le leurre d'un grand nombre de paramètres auxquels il n'a accès qu'à travers des informations *a priori* (trajectoire et vitesse de la torpille, traitements mis en oeuvre). Ainsi, en appliquant un certain nombre de stratégies spécifiques tant sur le plan acoustique que sur le plan de sa propre cinématique, la torpille devrait parvenir à classer un leurre plus *efficacement*. L'application développée dans le cadre de cette étude s'attache à illustrer ce point.

2.2.1.2.2.2.L'évolution du système

Tout système d'arme est voué à évoluer au gré de la mise en œuvre des contre-mesures qui lui sont opposées. Ainsi, son autodirecteur se doit d'avoir une architecture flexible pour une raison évidente de coût et de rapidité de développement. Ce n'est pas seulement le cas de la fonction *classification* mais aussi de toutes les autres fonctions : *décision, planification de trajectoires...*

La torpille évolue donc dans un milieu hostile pour l'acquisition d'informations puisque seules les techniques SONAR peuvent être mises en œuvre pour les phases opérationnelles retenues. La robotique terrestre est moins restreinte dans le choix des sources d'informations et peut faire appel à des techniques sensorielles très variées (vision mono et stéréoscopique, radar, ultrasons, laser...³¹) ouvrant ainsi la voie à la fusion multi-senseurs hétérogènes. Dans notre étude, la notion de fusion de données sera introduite mais prendra un sens différent de celui qui est classiquement associé à la fusion multi-capteurs.

³¹ Pontois J., Desodt-Jolly A.M., Jolly D., A collision avoidance system based on multisensor setup, 4th world congress on Intelligent Transport Systems, Berlin, 1997, n° 2206 cédérom.

Bien entendu, les objets auxquels la torpille sera confrontée sont eux aussi hostiles puisqu'ils cherchent à faire échouer sa mission. Le terme « intelligence » introduit plus haut prend donc un sens relatif : la torpille devra être plus intelligente que les leurres connus.

Le cadre de l'étude ayant été défini, le paragraphe suivant s'attache à préciser les besoins particuliers liés à la tâche de classification et les aspects devant donner lieu à amélioration par l'usage des techniques modernes du traitement de l'information et de la décision.

2.2.2. Les besoins afférents à cette mission

Suite à cette brève présentation de la fonction de classification en torpillerie, deux besoins distincts sont mis en évidence, tout d'abord celui de « gérer » l'ensemble des critères de classification dans un but d'optimisation *coût / performance*, puis celui de « qualifier » la décision prise, étant donné l'hétérogénéité des informations manipulées sur le plan sémantique aussi bien que qualitatif.

2.2.2.1. Les critères de classification

Il s'agit de répondre à des questions relatives au nombre des critères de classification à mettre en œuvre, à leur emploi et à leur hiérarchie :

1. Combien de critères faut-il évaluer et lesquels ? Qu'apportent d'éventuelles redondances ?
2. Comment faut-il les utiliser, les fusionner ?
3. Sont-ils tous aussi importants les uns que les autres ?

2.2.2.1.1. Génération des critères de classification

Les critères de classification sont évalués à partir de mesures élémentaires. Leur nombre, même s'il est limité, peut devenir important et dépasser la vingtaine.

De plus, certains critères physiques peuvent être évalués selon plusieurs méthodes : c'est notamment le cas, déjà cité, de la vitesse de déplacement évaluable par estimation du déplacement géométrique entre deux instants, et par calcul du décalage Doppler. Ces critères redondants d'un point de vue sémantique peuvent donner lieu, en *fusionnant* ou en *comparant* leurs valeurs respectives, à la génération d'un nouveau critère de niveau hiérarchique plus élevé. Le sens donné à ces critères « fusionnés » dépend des valeurs des critères initiaux. Si elles sont « proches », leur fusion doit fournir une estimation de meilleure qualité, dans le cas contraire, elle doit traduire une *incohérence* qui, selon les cas, pourrait caractériser une certaine classe d'objets.

2.2.2.1.2. Optimiser le choix des critères

Il est indispensable d'optimiser la gestion de l'ensemble des critères retenus pour des raisons évidentes de coût, même si l'étude n'est pas restreinte par des considérations matérielles. Répondre à la question du nombre de critères à évaluer semble impossible sans information supplémentaire sur les scénarios, les capacités des contre-mesures envisagées, les performances de classification imposées et les moyens de calcul disponibles. Cette phase prospective vise à rechercher un cadre théorique et méthodologique en vue de développer un outil apte à répondre à cette question.

Cependant, un autre aspect important au niveau opérationnel, est la gestion dynamique des critères afin d'accélérer le processus de classification. En effet, le *temps* est un facteur

primordial : le but est de classer les objets en présence, le plus rapidement possible, avec la plus grande fiabilité possible. Ainsi, la torpille augmente ses chances de réussite en limitant les possibilités de fuite de la cible.

Cela signifie que le système devra être capable de choisir parmi l'ensemble des critères disponibles, ceux qui potentiellement lui permettraient de classer le plus vite, quitte à faire appel à d'autres en cas d'échec. Cette notion d'échec peut être reliée à la notion de *qualité insuffisante* de la prise de décision potentielle.

2.2.2.2. La qualification de la décision

En effet, la décision étant prise à partir d'informations qui n'ont pas une fiabilité absolue ne sera pas « fiable » à 100%. En gérant le niveau de qualité, la torpille pourra éviter de prendre des décisions irréversibles. Elle pourra aussi décider d'actions visant à rehausser ce niveau, si elle le considère comme trop faible. Ces actions peuvent être de considérer un ensemble de critères plus large, d'adopter une trajectoire ou un mode de détection mieux adaptés.

Cette notion de fiabilité de la décision peut s'exprimer en terme de *performance statistique* ou en terme de *qualité* intrinsèque de l'information.

2.2.2.2.1. En terme de performance statistique

La démarche classique en traitement de signal et en reconnaissance de formes est d'envisager la qualité de la détection ou de la classification sous forme de performance statistique. Cela passe par l'évaluation d'un couple de fréquences statistiques, interprétées comme des probabilités : (probabilité de détection p_d , probabilité de fausse alarme p_{fa}) ou (probabilité de classification p_c , probabilité de fausse classification p_{fc})³².

2.2.2.2.2. En terme de qualité

Mais la décision possède aussi un niveau de qualité intrinsèque car elle est déduite d'informations elles mêmes *imparfaites*. Afin d'obtenir une évaluation explicite de ce niveau de qualité, ces imperfections pourraient être propagées à travers la chaîne de décision. Cela donnerait à la torpille une image plus réaliste de sa connaissance, eu égard aux doutes, aux imprécisions et aux inconnues qui existent dans les sources d'informations qu'elle exploite.

Pour tenter de répondre à ces besoins spécifiques liés à la tâche de classification en torpillerie, il est envisagé de faire appel aux techniques dites « modernes » du traitement de l'information et de la décision. L.A. Zadeh a récemment proposé de regrouper ces techniques au sein d'un unique concept : le soft computing³³.

2.3. Les voies de recherche envisagées pour apporter des améliorations : le soft computing

Le soft computing n'est pas défini comme une méthodologie unique, mais comme un partenariat entre différentes techniques d'intelligence artificielle. Le fil conducteur est

³² Arquès P.Y., Décision en traitement du signal, Collection Cnet-Enst, Masson, 1982

Postaire J.G., De l'image à la décision : analyse des images numériques et théorie de la décision, Dunod informatique, 1987

³³ Zadeh L.A., The roles of soft computing and fuzzy logic in the conception, design and deployment of intelligent systems, Proc. conf. IIZUKA'96, Japan, 1996, pp. 3-4

d'exploiter la tolérance à l'imprécision et à l'incertitude pour mettre en œuvre des systèmes robustes, de faible coût et en adéquation avec le monde réel. Cet usage synergique vise à augmenter le quotient d'intelligence de la machine (Machine Intelligence Quotient ³⁴).

Ces techniques appartiennent aux domaines de *l'intelligence artificielle cognitive et non cognitive*. Les principales techniques partenaires sont :

1. la logique floue,
2. les techniques neuronales,
3. les algorithmes génétiques,
4. le raisonnement probabiliste,
5. le raisonnement évidentiel (théorie de Dempster-Shafer),
6. les systèmes chaotiques,
7. le management de l'incertitude,
8. les techniques d'apprentissage,
9. les systèmes multi-agents...

Après avoir balayé ces différentes techniques d'un point de vue bibliographique, il semble possible de mettre en exergue deux voies d'amélioration principales en robotique mobile. La première concerne la *conception* de systèmes devant évoluer en univers mal défini, la seconde s'attache à améliorer la performance du système.

2.3.1. Des améliorations en terme de conception

L'un des buts du soft computing est de concevoir des systèmes intelligents à moindre coût. En ce qui concerne la problématique de la torpillerie, les difficultés proviennent de l'interaction du système avec le *monde réel* -mal défini- ainsi que de la *complexité* de la mission.

2.3.1.1. Pour des systèmes évoluant en monde réel

Une des caractéristiques principales des systèmes évoluant en monde réel est que le concepteur a rarement accès aux modèles mathématiques des différents facteurs intervenant. L'enjeu est donc de concevoir des systèmes suffisamment « souples », qui par construction, se comporteront de façon satisfaisante en situation réelle. L'intelligence artificielle apporte deux solutions à ce problème : une première *non cognitive*, basée sur l'apprentissage et une seconde s'appuyant sur la connaissance experte dite solution *cognitive*.

2.3.1.1.1. L'approche non cognitive (les réseaux neuronaux, l'apprentissage)

Une approche non cognitive est généralement choisie lorsque le système est trop complexe pour être analysé par l'humain (espaces multidimensionnels) et lorsque les connaissances s'y rapportant sont impossibles à expliciter. Aucune connaissance n'est requise autre que celle nécessaire au choix des échantillons d'apprentissage représentatifs des situations semblables à celles qu'est censé rencontrer le robot. On trouve dans cette catégorie les méthodes

³⁴ Zadeh L.A., *Op. Cit.*

d'apprentissage supervisé et non supervisé, statistiques ³⁵ et neuronales ³⁶. Toutes ces méthodes nécessitent cependant des données suffisamment nombreuses pour fournir des échantillons d'apprentissage représentatifs, ce qui n'est pas le cas pour notre application.

2.3.1.1.2.L'approche cognitive (les systèmes experts, le flou)

A l'opposé de l'approche précédente, le principe est ici d'exploiter une connaissance disponible sur le système pour le décrire sous forme experte, par l'intermédiaire de règles par exemple. Il est possible de cette manière de décrire le fonctionnement du système au niveau comportemental sans avoir besoin de modèles mathématiques. Les techniques sous-jacentes sont les systèmes experts (classiques ou flous ³⁷) et les contrôleurs flous. L'hélicoptère de Sugeno est sans doute le meilleur exemple d'exploitation de connaissances expertes pour faire fonctionner en univers réel un système reconnu comme l'un des plus instables et non linéaires qui soit ³⁸.

Il faut toutefois noter que cette décomposition entre approches cognitives et non cognitives est surtout didactique, de nombreuses passerelles et ressemblances existant entre ces deux classes de systèmes :

1. un contrôleur flou peut être traduit sous forme de réseau neuronal,
2. un système expert flou, conçu à l'origine uniquement à base de connaissances expertes, peut être affiné par l'emploi d'un réseau neuronal,
3. contrôleurs flous et réseaux neuronaux sont tous deux des approximateurs universels.

Ces techniques ne sont donc pas concurrentes mais synergiques, comme le suggère L.A. Zadeh.

2.3.1.2.Pour des systèmes complexes

Les missions demandées aux torpilles sont complexes et ambitieuses. Elles doivent raisonner à haut niveau pour déjouer des contre-mesures en se déplaçant dans des environnements dynamiques mal connus. De ce fait, envisager la résolution de ces problèmes devient difficile dans le cadre de l'algorithmique classique. En effet, d'une part, l'ensemble des données représente des ressources importantes et d'autre part, les algorithmes sont généralement NP-complets. Ainsi, les calculs s'allongent et l'aspect dynamique devient difficile à prendre en compte. Ces missions deviennent trop complexes pour être exprimées sous la forme d'un programme figé traduisant un réseau de Pétri par exemple. L'*approche multi-agents* se justifie donc pleinement dans ce cadre. Mais une autre technique du soft computing se propose de faciliter la conception des systèmes intelligents complexes en l'automatisant : les *algorithmes génétiques*.

³⁵ Postaire J.G., *Op. cit.*

³⁶ Betrouni M., Hamad D., Postaire J.G., Feature selection and fault detection in glass bottles production, First engineering design & automation conference 97, Bangkok, 1997

³⁷ Bouchon-Meunier B., La logique floue et ses applications, Editions Addison-Wesley, Chapitre 5, 1995, pp. 187-207

³⁸ Ce projet d'hélicoptère sans pilote a été initié dans les années 90-91 à l'initiative de la société TOKIMEC avec le soutien du ministère des transports japonais. Il a été développé dans le laboratoire du Pr Sugeno à Tokyo (LIFE, TIT), et a abouti à la réalisation d'une maquette d'un mètre, remplacée par la suite par un modèle d'environ quatre mètres. Rapport de mission d'étude sur les ensembles flous au Japon, 9-20 décembre 1990, Direction du développement et de la coopération scientifique technique et éducative, Société Franco-Japonaise des techniques industrielles.

2.3.1.2.1. Les systèmes multi-agents

Ces missions imposent d'énormes besoins en intelligence et en connaissances. Les comportements évolués demandés au robot nécessitent l'emploi de techniques spécifiques, plus ou moins spécialisées, et hétérogènes. De plus, lorsque les tâches à exécuter se compliquent, les performances du système décroissent. On sait par exemple qu'un système expert fonctionne d'autant mieux -en termes de vitesse et d'exactitude- que le nombre de règles utilisées est faible.

L'idée de l'intelligence artificielle distribuée est de décomposer le système pour en distribuer les compétences et / ou les connaissances. Cette décomposition aboutit à l'obtention d'un groupe de modules *autonomes*, appelés *agents*, qu'il s'agit de coordonner afin qu'ils interagissent. C'est l'inexistence d'un module de supervision qui caractérise l'architecture multi-agents.

La problématique de cette architecture distribuée est de définir :

1. les agents (description, décomposition, distribution des problèmes...),
2. le type de contrôle,
3. la communication et le type d'interaction entre les agents.

La définition classique admise est la suivante ³⁹ : un agent est « *une entité physique ou abstraite capable d'agir sur elle-même et sur son environnement. Cette entité dispose d'une représentation partielle de cet environnement et peut communiquer avec d'autres agents. Son comportement est la conséquence de sa perception du monde, de ses connaissances et des interactions avec les autres agents* ».

Cette décomposition du système global en agents peut agir sur le *savoir-faire*, mais aussi sur les *connaissances*. Un robot mobile peut être décomposé en agents autonomes, hétérogènes, interagissant les uns avec les autres mais s'ignorant les uns les autres (ce qui assure modularité et évolutivité) ⁴⁰. Le tableau ci-dessous illustre ce propos :

Savoir-faire	Connaissances
Module d'évitement d'obstacles	<i>a priori</i> de bas-niveau (réponse spectrale...)
Module de planification de trajectoires optimales	<i>a priori</i> de haut-niveau (tactique...)
Module de classification de contre-mesures	sensorielles

Tableau 3 : Exemple de décomposition en agents selon leurs savoir-faires ou leurs connaissances

³⁹ Trentesaux D., Tahon C., Modèle de communication inter-agents pour une structure de pilotage temps réel distribuée, Revue d'automatique et de productique appliquées, vol. 7, n°6, 1994, pp. 703-727

⁴⁰ Haton J.P., et al., *Op. cit.*

Mais les architectures multi-agents ne sont pas les seules architectures de l'intelligence artificielle distribuée. Une synthèse présentant et comparant ces différentes approches a été réalisée ⁴¹.

Plus généralement, l'apport des architectures distribuées se situe au niveau de la *coopération* des agents entre-eux grâce à la complémentarité des points de vue, très utile quand les expertises sont peu fiables, incertaines. La décomposition fonctionnelle permet alors de résoudre des problèmes complexes avec des agents plus simples à programmer et d'exécution plus efficace. Un autre intérêt, lorsque le robot évolue en milieu hostile, est de pouvoir diminuer sa prédictabilité comportementale en disposant de plusieurs modules qui lui confèrent autant de comportements différents ⁴².

2.3.1.2.2.L'automatisation de la conception (les algorithmes génétiques, l'apprentissage)

Les techniques d'apprentissage peuvent être utilisées pour acquérir des connaissances sur le monde réel ou optimiser certains paramètres de systèmes classiques, mais elles peuvent aussi être employées pour assister la conception du système lui-même.

Une méthode telle qu' ID3 ⁴³, par exemple, peut induire *automatiquement* des règles utilisables par un système expert ou un contrôleur flou. Il s'agit d'une méthode d'induction d'arbres, qui ordonne les « tests » du plus discriminant au moins discriminant à l'aide d'un critère de type entropie. Cette méthode a été étendue à la manipulation des informations floues pour pouvoir être appliquée plus efficacement sur des données réelles ⁴⁴.

Les algorithmes génétiques permettent aussi d'aider à concevoir des systèmes complexes. Une application est proposée par L. Gacogne pour générer des comportements intelligents dans un problème de poursuite / évaison ⁴⁵. L'algorithme génétique est utilisé pour générer automatiquement les règles et la structure d'un contrôleur flou. Ce dernier gère les trajectoires d'un « chat » et d'une « souris ». Après une vingtaine de générations, l'algorithme génétique procure au chat et à la souris des comportements intéressants.

Ces techniques sont à appliquer sur des données et pour des scénarios réels, et ne sont donc pas directement utilisables dans notre étude. Elles présentent néanmoins un grand intérêt en robotique mobile car elles permettent au système, en simulation ⁴⁶, d'apprendre « seul » à se comporter correctement.

⁴¹ Delplanque M., Desodt A.M., Jolly D., Les architectures de contrôle en robotique mobile autonome, Rapport Interne CAL n°2, novembre 95

⁴² Payton D.W., An architecture for reflexive autonomous vehicle control, IEEE international conference on robotics and automation, vol. 3, San Francisco, California, April 86, pp. 1838-1845

⁴³ Quinlan J.R., Induction of decision trees, Machine learning 1, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1986, pp. 81-106

⁴⁴ Borgelt C., Gebhardt J., Kruse R., Concepts for probabilistic and possibilistic induction of decision trees on real world data, Proc. EUFIT, 1996, pp. 1556-1560

⁴⁵ Gacogne L., Apprentissage génétique global d'un contrôleur flou à deux variables basé sur la simulation d'un véhicule autonome, Proc. IPMU, vol. 2, Traitement d'Information et Gestion d'Incertitudes dans les Systèmes à Base de Connaissances, 1994, pp. 1099-1104

⁴⁶ Maeda Y., Evolutionary simulation for group behavior of multi-agent robot, Proc. conf. IIZUKA96, Japan, 1996, pp. 61-64

Les techniques du soft computing, employées seules ou en synergie avec d'autres, facilitent donc la *conception* de systèmes complexes en évolution dans des environnements réels, c'est-à-dire complexes et mal définis. Tout en gardant à l'esprit que nombre de ces techniques nécessitent des données d'apprentissage, elles peuvent donc présenter un intérêt pour la conception d'un autodirecteur de torpille. Ces apports sont la conséquence de l'emploi d'architectures et de techniques « souples » de représentation de l'environnement. Ces techniques permettent aussi d'améliorer la *performance* des systèmes comme le démontre le nombre grandissant d'applications industrielles y faisant appel.

2.3.2. Des améliorations en terme de performance

L'idée que l'emploi de logique floue ou des réseaux neuronaux puisse améliorer les performances d'un système a longtemps été niée. Les détracteurs avançaient l'argument suivant : ces techniques ne sont que des approximateurs universels, ils ne font qu'approcher le comportement et donc la performance des systèmes classiques. En fait, ce scepticisme était dû au manque de résultats théoriques, sur la *stabilité* notamment, ainsi qu'à des motivations insuffisamment fondées pour l'usage de ces techniques nouvelles. Parallèlement aux applications toujours plus nombreuses, des études concernant les aspects théoriques valident aujourd'hui l'usage de ces techniques ⁴⁷.

Deux voies peuvent être retenues pour illustrer ces « gains » en performance. La première est l'augmentation des *performances opérationnelles*, la seconde concerne l'*aspect matériel* de l'usage de ces techniques.

2.3.2.1. Augmentation des performances opérationnelles

La logique floue tout comme les réseaux de neurones ont une intéressante faculté de généralisation qui leur permet, en situation inconnue, d'extrapoler un résultat, une commande ou une décision. En logique floue, cette capacité résulte de la notion de gradualité qui permet, pour un problème de classification par exemple, de passer continûment d'une classe à une autre. Les réseaux de neurones, quant à eux, interpoleront entre deux situations apprises, ce qui leur confère une grande souplesse, à condition que l'apprentissage soit représentatif des situations réelles rencontrées.

Un certain nombre d'applications illustrent cette idée et en particulier le suivi de cibles, domaine inclus dans la problématique de la torpillerie. Les motivations sont les suivantes : rendre le suivi plus *robuste* et les calculs *moins lourds*.

On trouve dans la littérature des méthodes qui sont utilisées pour traduire et introduire des connaissances heuristiques dans des algorithmes classiques de suivi, tels que le filtre de Kalman ou l'algorithme de suivi α - β ⁴⁸ et d'autres méthodes purement floues ⁴⁹.

⁴⁷ Calcev G., Gorez R., Dumitrache I., A Popov type approach to stability analysis of fuzzy control systems, Proc. EUFIT, 1996, pp. 3-7

Teodorescu H.N., Brezulianu A., Mlynek D., Yamakawa T., Stability and chaos in neuro-fuzzy logic networks, Proc. EUFIT, 1996, pp. 13-16

Fantuzzi C., Babuska R., Stramigioli S., Verbruggen H.B., Stability analysis of Takagi-Sugeno fuzzy systems by Lyapunov method, Proc. EUFIT, 1996, pp. 1840-1844

⁴⁸ Chan K.C.C., Lee V., Leung H., Robust target tracking using a fuzzy filter, Proc. of IEEE SMC, Intelligent Systems for the 21st century, Vancouver, vol. 5, oct. 95, pp. 4464-4467

⁴⁹ Horton M.J., Jones R.A., An extended rule for a fuzzy logic multitarget tracking system, Proc. EUFIT'94, 1994, pp. 342-346

Le filtre de Kalman est la solution optimale au problème de minimisation de l'erreur quadratique d'estimation. Encore faut-il que les modèles cinématiques des cibles soient connus précisément, ce qui est rarement le cas dans un contexte opérationnel réel où l'environnement est fortement bruité, où les informations manquent et où les cibles sont mal connues. Une solution pour améliorer la robustesse du filtre est, par exemple, de prendre en compte en plus des mesures (*objectives*) des informations contextuelles (*subjectives*).

R. Popoli et J. Mendel ⁵⁰ présentent une méthode d'estimation qui combine des informations de ces deux types: Coordinated Objective / Subjective Estimation (COSE).

La méthode COSE se décompose en deux étapes :

1. utiliser les informations objectives disponibles pour isoler, sur l'espace de recherche entier, un sous-ensemble de solutions (évaluation d'une fonction de vraisemblance et comparaison à un seuil).
2. chercher sur ce sous-ensemble la meilleure estimation au sens de critères subjectifs, c'est-à-dire de traductions des heuristiques sous forme de règles floues.

L'application présentée est un suivi de sous-marins par détection passive. La méthode COSE est comparée à l'estimateur classique utilisant le Maximum A Posteriori (MAP) dans un environnement hautement bruité.

Pour le MAP, les résultats montrent la dégradation des résultats avec l'augmentation du bruit qui se traduit par une augmentation de la probabilité de fausse alarme. La trajectoire estimée s'éloigne de la théorique (cf Figure 1). Les connaissances objectives ne sont donc pas suffisantes pour effectuer un suivi de bonne qualité.

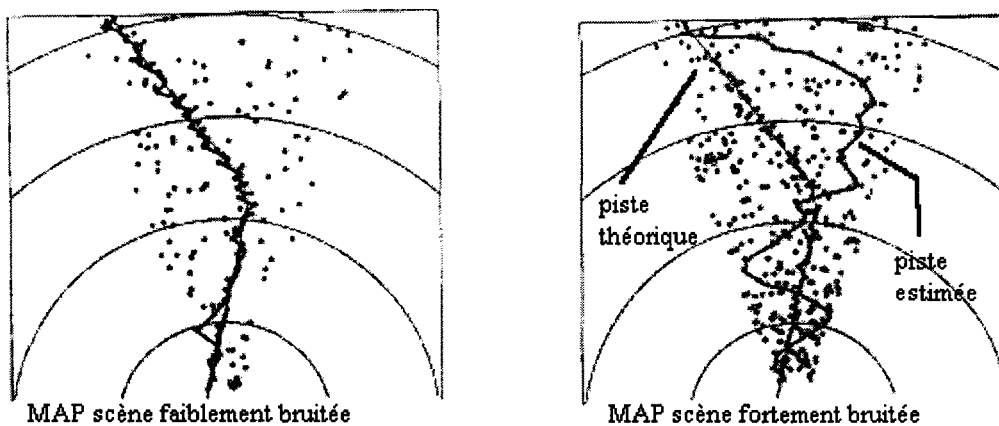


Figure 1 : Détérioration du MAP en environnement bruité

Les informations subjectives concernant ce problème sont des connaissances bathycélérimétriques, stratégiques, des tactiques ennemies ou encore la connaissance des points de passages obligés. Ces connaissances heuristiques sont exprimées sous forme de contraintes floues.

Kummert A., Fuzzy technology implemented in sonar systems, IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol 18, n° 4, october 1993, pp. 483-490

⁵⁰ Popoli R., Mendel J., Estimation using subjective knowledge with tracking applications, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 29, n° 3, 1993, pp. 610-622

Exemple: « le meilleur choix pour l'association de données est celui qui donnera dans le futur la plus faible variation en azimut ». Cette règle est implantée dans l'algorithme COSE.

La Figure 2, où il y a deux fois plus de bruit que dans la Figure 1, montre que COSE réussit à suivre la cible même dans un environnement très bruité. De plus, cette méthode est plus robuste que celle qui consisterait à ne prendre en compte que des informations subjectives. En effet, ces dernières peuvent devenir erronées. C'est notamment le cas des tactiques ennemies, dont il est impossible d'assurer qu'elles seront constantes tout au long de la mission. Dans ce cas, grâce à l'étape statistique, COSE continue à suivre la cible, même si ses performances baissent, alors qu'un algorithme purement heuristique la perdrait.

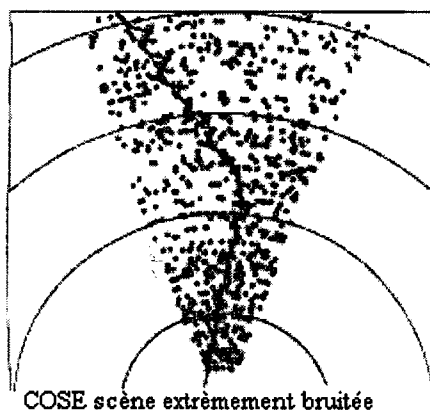


Figure 2 : Bonne performance de COSE en environnement bruité

Dans un cadre multi-capteurs radar et infrarouge, V. Nimier⁵¹ propose de traduire la modification d'un filtre de Kalman sous forme de règles floues. Les prémisses des règles font intervenir le rapport signal sur bruit (S/B) de chaque capteur. Leur conclusion modifie les gains du filtre selon les degrés d'appartenance des rapports S/B aux sous-ensembles flous GRAND et PETIT afin de tenir compte d'une information, proportionnellement à sa qualité. L'apport du flou dans cette méthode est d'augmenter la robustesse du suivi vis-à-vis des conditions de mesure.

Afin de procurer au filtre de Kalman une certaine adaptativité aux modifications de modèle, L. Chin⁵² propose d'utiliser un réseau neuronal. Il exploite les facultés d'apprentissage de ces réseaux pour répondre aux situations inattendues et non modélisées, en vue de réduire l'erreur d'estimation. Cette solution est bien moins coûteuse en termes de calcul que les processus markoviens hybrides⁵³. Les résultats fournis proviennent d'essais en simulation, ils montrent que cette méthode diminue de 25% l'erreur d'estimation par rapport au filtre PDA classique⁵⁴

⁵¹ Nimier V., Introduction d'informations contextuelles dans des algorithmes de poursuites multi-capteurs, Proc. IPMU, vol. 2, Traitement d'Information et Gestion d'Incertitudes dans les Systèmes à Base de Connaissances, 1994, pp. 342-347

⁵² Chin L., Application of neural networks in target tracking data fusion, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 30, n° 1, 1994, pp. 281-286

⁵³ Ces méthodes nécessitent la génération d'un nombre exponentiellement croissant d'hypothèses de changement de modèles pour être optimales. Exemples : l'algorithme « Interacting Multiple Model » dans Houllès A., Bar-Shalom Y., Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 25, n° 2, 1989, pp. 176-189, ou L'algorithme de Wang et Varshney dans Wang T.C., Varshney P.K., A tracking algorithm for maneuvering targets, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 29, n° 3, 1993, pp. 910-924

⁵⁴ Filtre PDA (Probabilistic Data Association) : Bar-Shalom Y., Fortmann T.E., Tracking and data association, Mathematics in science and engineering, vol. 179, Academic Press, 1988

dans un cas fortement bruité. Il y a aussi diminution de l'ambiguïté lors du croisement des pistes.

Le domaine du suivi de cibles a été choisi car de nombreuses études comparatives y ont été réalisées pour mettre en évidence les apports en performance du soft computing. C'est le cas aussi dans le domaine de la classification ⁵⁵ et du contrôle / commande ⁵⁶.

2.3.2.2. Implantation matérielle

Que ce soit dans le domaine de la logique floue ou des réseaux neuronaux, les calculs sont très simples : des opérations de type *minimum* et *maximum* pour le flou, des calculs de poids synaptiques pour les neurones. Dans le cadre d'une application pour le suivi de cibles sur des images FLIR ⁵⁷ réelles, Horton ⁵⁸ montre qu'un système purement flou fonctionne avec un niveau de qualité équivalent à un filtre de Kalman ou PDA, avec moins de calculs, et sans faire appel à des connaissances statistiques *a priori*. H.C. Fu *et al.* ⁵⁹ font, eux aussi, les mêmes remarques en approchant, en environnement multi-cibles, un filtre JPDA ⁶⁰ à l'aide d'un réseau neuronal.

La seconde motivation est donc de pouvoir implanter ces systèmes sur des composants plus simples, donc moins chers et plus performants. Depuis quelques années, des *puces* floues et neuronales ont vu le jour, permettant ainsi l'application de ces techniques pour des biens de consommation courante (adaptation automatique du niveau sonore d'un autoradio, stabilisation de l'image d'un caméscope...).

Par ailleurs, les réseaux neuronaux, tout comme les systèmes multi-agents et certains systèmes flous, sont intrinsèquement parallélisables. Une application à la détection d'explosifs dans des bagages, par analyse d'images radiographiques, exploite le parallélisme des réseaux de neurones, ce qui permet de traiter une quantité très importante de données en temps réel ⁶¹.

En conclusion, les techniques modernes de traitement de l'information et de la décision, appelées encore « soft computing », présentent donc des perspectives intéressantes pour les

⁵⁵ Une comparaison des méthodes de classification classiques et floues sur des données réelles est présentée dans Grabisch M., Dispot F., A comparison of some methods of fuzzy classification on real data, Proc. conf. IIZUKA92, Japan, 1992, pp. 659-662

⁵⁶ Une commande floue de métro sans conducteur, à Sendai (Japon) a permis de supprimer les à-coups, de procurer robustesse et précision de fonctionnement, d'obtenir 10% d'économie d'énergie et une diminution substantielle du temps de parcourt. Yasunobu S., Miyamoto S., Automatic train operation system by predictive fuzzy control, in Sugeno M. (dir.), Industrial applications of fuzzy control, Elsevier Science Pub., North Holland, pp. 1-18

⁵⁷ FLIR signifie Forward-Looking InfraRed, c'est une technique de vision artificielle sensible dans la gamme des infrarouges. Elle est très employée dans le domaine militaire (pour le guidage de missiles, en détection ou en patrouille maritime) car elle présente le double avantage d'être efficace de jour comme de nuit et d'être une technique passive, c'est-à-dire discrète.

⁵⁸ Horton M.J., Jones R.A., An extended rule for a fuzzy logic multitarget tracking system, Proc. EUFIT'94, 1994, pp. 342-346

⁵⁹ Fu H.C., Liu C.M., Tsai Y.W., Yang W.Z., A neural network approach to multiple target tracking problems, Proc. SPIE, vol. 1699, SP-SF-TR, 1992, pp. 39-50

⁶⁰ Filtre JPDA (Joint Probabilistic Data Association) : Fortman T.E., Bar-Shalom Y., Scheffe M., Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association, IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol 8, n° 3, july 1983, pp. 173-183

⁶¹ Un calculateur parallèle Silicon Graphics à 12 micro-processeurs permet dans le cadre de cette application de traiter 10 Mbits en 3 secondes. Desté O. (Société GIST), Détection d'explosifs dans des bagages par analyse d'images radio, Séminaire MACSIM, Toulon Var Technologies, Toulon, 17 janvier 1997.

systèmes robotiques complexes dont font partie les torpilles. Les apports se situent tant au niveau d'une *simplification de la conception*, qu'au niveau du fonctionnement en environnement réel, c'est-à-dire *mal défini, hostile et fortement bruité*.

2.4. Conclusion

Après avoir présenté le cadre général de l'étude, à savoir le guidage des engins sous-marins de la classe torpille, cette première partie s'est attachée à mettre en évidence les besoins spécifiques d'une fonction particulière de l'autodirecteur : la *classification des objets*. Ces besoins sont particuliers à deux titres : tout d'abord, à cause du milieu où évolue la torpille -le milieu sous-marin- qui restreint les capacités sensorielles aux capteurs acoustiques et ensuite à cause des objets de l'environnement qui sont qualifiés d'hostiles. Ainsi, la classification consiste à évaluer un ensemble de critères classifiants que l'on convient d'appeler une « batterie » de critères, puis à l'exploiter de manière à prendre une décision quant à la classe des objets présents dans l'environnement. Le milieu ainsi que les objets ont une conséquence sur les informations qui seront exploitées en vue de la classification : *elles seront hétérogènes sur les plans qualitatif et sémantique*.

Après avoir présenté les voies de recherche envisagées, il semble que des apports sont attendus dans divers domaines :

1. robustesse des décisions par rapport au bruit, au brouillage, aux contre-mesures,
2. facilité de mise en œuvre (modélisation, développement...),
3. optimisation des moyens à mettre en œuvre (coût, encombrement...),
4. évolutivité dans le temps des solutions développées.

Chercher à améliorer la robustesse des décisions passe, entre autres, par une *maîtrise du niveau de qualité de la décision prise*. Le système doit être capable de qualifier sa décision en terme de « qualité » puis de gérer l'évolution de cette « qualité » dans le temps qui lui est imparti pour la mission. Il faut donc être capable de gérer la qualité de toutes les informations fournies à l'autodirecteur.

Le besoin le plus amont et présentant la plus grande adéquation avec les aptitudes des techniques du soft computing est donc la *gestion de l'imparfait* dans la chaîne de traitement des informations, ce point sera développé dans le chapitre suivant.

3. La gestion de l'imparfait pour le guidage de robots mobiles sous-marins

3.1. Introduction

Les engins de la classe « torpille » considérée sont des robots mobiles autonomes, c'est-à-dire des systèmes intelligents. A ce titre, ils doivent exécuter un certain nombre de tâches complexes et particulièrement la classification des objets présents dans leur environnement proche. Pour cela, ils sont équipés, comme tout robot mobile, d'un certain nombre de capteurs proprioceptifs et extéroceptifs qui leur permettent de se localiser et de classer les objets. Depuis la conception et jusqu'à leur lancement, ils reçoivent des informations *a priori* contextuelles, environnementales... Toutes ces informations ont été précédemment qualifiées de *sémantiquement et qualitativement hétérogènes*.

Pour mener à bien leur mission, ils doivent tenir compte des différentes sortes d'imperfections dont sont entachées les informations. Il existe maintenant de nombreux *cadres mathématiques* de gestion de l'imparfait qui complètent la palette d'outils disponibles, auparavant uniquement composée de la théorie des probabilités. Ces formalismes sont donc tout d'abord brièvement rappelés, puis des exemples sont donnés pour illustrer leur utilisation aux *divers niveaux de traitement* rencontrés dans la chaîne de traitement des informations de ces engins.

3.2. De nombreux formalismes

Les notions de degrés de *croissance*, de *certitude*, d'*imprécision* ont longtemps été confondues avec celles de *probabilités*, c'est-à-dire de *chance*, de *hasard* et d'*aléas*. Cette théorie mathématique, dont le formalisme rigoureux n'a été posé qu'en 1933 par Kolmogorov ⁶², a donné lieu depuis le XVII^{ème} siècle à de nombreux débats entre mathématiciens, philosophes et logiciens. Elle traduit avec les mêmes outils deux conceptions radicalement opposées ⁶³ :

1. *La conception objectiviste* : la probabilité d'un événement peut être déterminée de manière unique, soit par l'analyse combinatoire dans le cas d'une vision *classique*, soit en se reposant sur la loi des grands nombres dans le cas d'une vision *fréquentiste*. Ces deux visions de la conception objectiviste ont des limitations : la vision classique ne s'étend pas aux univers non dénombrables et repose sur une conception idéalisée de l'expérience aléatoire ⁶⁴, la vision fréquentiste s'enferme quant à elle dans un cercle vicieux en définissant les probabilités à partir du théorème des grands nombres qui est lui-même un théorème de probabilités ⁶⁵ !
2. *La conception subjectiviste* : l'existence de la probabilité objective d'un événement est niée par les subjectivistes. Pour eux, la probabilité est une mesure d'*incertitude* pouvant varier avec l'observateur et les circonstances de l'expérience. Cette dernière n'a donc plus besoin d'être répétable ce qui permet d'étendre les applications des

⁶² Kolmogorov A., Grundbegriffe der Wahrscheinlichkeitsrechnung, Ergeb. der Math., Springer ed., Berlin, 1933, (Traduction anglaise : Foundations of the theory of probability, Chelsea, New York, 1956)

⁶³ Saporta G., Probabilités, analyse des données et statistique, Editions Technip, Paris, 1990

⁶⁴ Hypothèse d'équiprobabilité des événements possibles

⁶⁵ Le théorème des grands nombres assure que la fréquence f d'occurrence d'un événement tend vers la probabilité p de cet événement lorsque le nombre d'essais tend vers l'infini.

probabilités. Ainsi les « néo-Bayésiens » vont probabiliser tous les phénomènes *incertains*, même non aléatoires ⁶⁶. Le principal reproche fait par les objectivistes aux subjectivistes concerne l'aspect *arbitraire* du choix des mesures de probabilités *a priori*.

Ces deux conceptions, tout en étant opposées, s'appuient cependant sur une axiomatique commune. En particulier, une mesure de probabilité, qu'elle soit objective ou subjective, vérifie toujours la propriété d'additivité ⁶⁷. Mais dans l'optique d'une application en intelligence artificielle, cette propriété a été jugée trop restrictive pour approcher fidèlement tous les aspects du raisonnement humain. Les années soixante ont donc ouvert la porte à de nouvelles *mesures*, plus générales que les probabilités, et qui tendent à représenter plus fidèlement les notions de croyance, d'incertitude et de vague. Toutes ces mesures, appelées *mesures de confiance*, forment une véritable palette d'outils pour la *modélisation* et le *traitement* des informations imparfaites.

Indépendamment des mesures de confiance, l'intelligence artificielle a développé d'autres voies de gestion de l'incertitude : des coefficients numériques de certitude et des approches purement symboliques.

3.2.1. Les mesures de confiance

Les probabilités ne sont donc en fait qu'un cas particulier des mesures de confiance, tout comme les *croyances* et les *possibilités*. Les définitions de toutes ces mesures seront brièvement rappelées ci-dessous, dans l'objectif de montrer les rapports qui lient ces notions entre elles et les interprétations sémantiques courantes qui leur sont associées. Depuis la note de G. Banon datant de 1978 ⁶⁸, ces mesures sont passées en revue dans de nombreuses références ⁶⁹.

3.2.1.1. Les mesures de confiance ou mesures floues

Le concept de mesure de confiance, appelée aussi mesure floue (fuzzy measure), a été introduit par M. Sugeno dans sa thèse en 1974 dans l'optique de fournir un outil qui permette de tenir compte de la subjectivité humaine en ingénierie ⁷⁰. Cette mesure notée μ est tout d'abord définie comme une mesure au sens classique du terme, avec S l'ensemble des possibles de cardinal fini :

⁶⁶ Les « néo-Bayésiens », école mathématique du XX^{ème} siècle, se réclament de Thomas Bayes, auteur du célèbre théorème sur « la probabilité des causes » publié à titre posthume en 1763. T. Bayes était ecclésiastique et aurait craint une interprétation sacrilège de ses travaux : la recherche des causes ultimes pouvant conduire à probabiliser l'existence de Dieu.

Pour une synthèse de l'histoire des formalismes de représentation des imprécisions et incertitudes depuis l'antiquité : Bloch I., Incertitude, imprécision et additivité en fusion de données : point de vue historique, Traitement du Signal, vol. 13, n°4, 1996, pp. 267-288

⁶⁷ Propriété d'additivité : la somme des probabilités d'un événement et de son contraire est unitaire.

⁶⁸ Banon G., Distinction entre plusieurs sous-ensembles de mesures floues, Note interne LAAS-AS, n°78.I.11 puis Banon G., Distinction between several subsets of fuzzy measures, Fuzzy sets and systems 5, 1981, pp. 291-305

⁶⁹ Deveughèle S., Etude d'une méthode de combinaison adaptative d'informations incertaines dans un cadre possibiliste, Thèse de doctorat en spécialité contrôle des systèmes, Université de Technologie de Compiègne, décembre 1993
Bouchon-Meunier B., H.T. Nguyen, Les incertitudes dans les systèmes intelligents, Que sais-je ?, n°3110, PUF, 1996

⁷⁰ M. Sugeno a proposé dans sa thèse le terme de « mesure floue » (Sugeno M., Theory of fuzzy integrals and its applications, Ph D. Thesis, Tokyo Institute of Technology, Tokyo, Japon, 1974). A. Kauffman a suggéré le terme de valuation et D. Dubois et H. Prade celui, moins ambigu, de mesure de confiance.

Définition 1 : $\mu: A \subset 2^S \rightarrow [0, 1]$

L'ensemble des mesures ainsi défini étant trop vaste et dépourvu de sémantique, trois propriétés doivent être vérifiées pour que μ soit une mesure floue.

Propriété 1 : $\mu(\emptyset) = 0$

Propriété 2 : $\mu(S) = 1$

Propriété 3 : $\forall A \subset B \subset 2^S, \mu(A) \leq \mu(B)$

(corollaire : $\forall A \subset 2^S, \mu(A) + \mu(\bar{A}) \in [0, 2]$)

La propriété 3 est appelée *propriété de croissance* et remplace la *propriété d'additivité* des probabilités.

La propriété de croissance est moins stricte que la propriété d'additivité puisqu'elle autorise μ à être *sur-additive*, *sous-additive* ou *additive* (en cas particulier). Cela signifie qu'un événement n'est pas entièrement défini par son contraire, ce qui a pour conséquence d'autoriser la modélisation de l'*ignorance*.

Définition 2 : μ est sur-additive si, et seulement si : $\forall A \subset 2^S, \mu(A) + \mu(\bar{A}) \geq 1$

Définition 3 : μ est sous-additive si, et seulement si : $\forall A \subset 2^S, \mu(A) + \mu(\bar{A}) \leq 1$

Définition 4 : μ est additive si, et seulement si : $\forall A \subset 2^S, \mu(A) + \mu(\bar{A}) = 1$

Ces mesures sont rarement employées directement pour modéliser des informations, elles restent encore trop générales et ont une sémantique peu intuitive.

3.2.1.2. Théorie de Dempster-Shafer

3.2.1.2.1. Principe

La *théorie de l'évidence de Dempster-Shafer*, appelée aussi *théorie des fonctions de croyance* offre un cadre très général pour la manipulation des informations *incomplètes*, et fait l'objet de nombreuses applications. Il s'agit d'un cas particulier des mesures floues présentées précédemment et d'une généralisation de la théorie des probabilités, qui permet de s'affranchir du problème d'assignement des probabilités *a priori*, problème délicat en situation d'*ignorance*.

La sémantique associée à cette théorie est plus intuitive : le principe est de fournir deux mesures de confiance au lieu d'une seule dans le cas des probabilités :

- une mesure sous-additive appelée *Croyance* (notée *Cr* ou *Bel* pour belief). Interprétation : $Cr(A_i)$ rassemble toute la croyance dans le fait que A_i contienne la bonne solution.
- une mesure sur-additive appelée *Plausibilité* (notée *Pl*). Interprétation : $Pl(A_i)$ indique à quel point la proposition A_i est plausible, c'est-à-dire avec quel degré on ne doute pas de A_i . Elle rassemble toute la croyance dans ce qui n'est pas contradictoire avec A_i .

Cr et *Pl* peuvent être vues comme des *limites hautes* et *basses* d'un intervalle de probabilités.

Propriété 4: $\forall A_i \in S, Cr(A_i) \leq Pr(A_i) \leq Pl(A_i)$

3.2.1.2.2.Exemple

La théorie est présentée en s'appuyant sur un exemple simple. Il s'agit d'un problème de classification d'alarmes (*Al*). L'ensemble *S* des classes possibles pour *Al* est appelé *cadre de travail* (frame of discernment) :

$$S = \{ \text{Cible, Contre Mesure, Fausse alarme} \} = \{ C, CM, FA \}.$$

Tous les cas étant prévus dans *S*, le problème aura toujours une solution, le *monde est fermé* (hypothèse importante par la suite). Les éléments *F* de l'ensemble $\Omega = 2^S - \emptyset$ sont appelés des *éléments focaux* :

$$\Omega = \{ \{C\}, \{CM\}, \{FA\}, \{C,CM\}, \{C,FA\}, \{CM,FA\}, \{C,CM,FA\} \}$$

Les capteurs fournissent des mesures élémentaires à une(des) chaîne(s) de traitement de l'information, dite(s) chaîne(s) de pré-classification, qui assigne(nt) à chaque *élément focal* une masse *m*, *masse basique de probabilité* (basic mass probability) qui représente la portion de croyance totale qui est affectée exactement à cet élément.

Les méthodes d'assignement des masses dépendent beaucoup de l'application et des données manipulées. Dans un problème de détection de signal, Boston⁷¹ choisit de s'appuyer sur les probabilités conditionnelles cumulées d'avoir telle mesure, sachant que le signal est présent ou non. Wong et Lingras⁷² proposent quant à eux de traduire sous forme de masses des relations de préférences qualitatives qu'un expert a plus de facilité à appréhender qu'une grandeur numérique. Ils génèrent des jugements numériques à partir d'entrées symboliques du type : l'événement A est préféré à B qui se traduit par l'inégalité $Cr(A) > Cr(B)$.

Les masses ont les propriétés suivantes :

$$m(\emptyset) = 0$$

$$m: 2^S - \emptyset \rightarrow]0, 1]$$

$$\sum_{A_i \in 2^S} m(A_i) = 1$$

Une fois définies, elles servent à évaluer les mesures de Croyance et de Plausibilité de chaque élément de 2^S :

$$\text{Définition 5 : } \forall A_i \in 2^S, Cr(A_i) = \sum_{F \subseteq A_i} m(F)$$

$$\text{Définition 6 : } \forall A_i \in 2^S, Pl(A_i) = \sum_{F \cap A_i \neq \emptyset} m(F)$$

Supposons qu'une chaîne de traitement donne l'information suivante : « *Al* est soit {C} à 50%, soit {CM} à 25%, soit {C,CM} à 15% (aucune distinction n'est possible entre C et CM)

⁷¹ Boston J.R., Comparison techniques for modelling uncertainty in a signal detection task, Proceedings ISUMA'93, IEEE, 1993, pp. 302-309

⁷² Wong S.K.M., Lingras P., Representation of qualitative user preference by quantitative belief functions, IEEE trans. on Knowledge and Data Engineering, vol 6, n° 1, february 1994, pp. 72-78

et, ne pouvant en dire plus pour l'instant (notamment concernant FA), 10% est affecté à l'ignorance, c'est-à-dire à S ». Cela se traduit par l'assignement de masses suivant :

$$m(\{C\}, \{CM\}, \{C, CM\}, S) = (0.5, 0.25, 0.15, 0.1)$$

Eléments focaux	m	Cr	Pl	Remarque
{C}	0.50	0.50	0.75	$Pl = 0.5 + 0.15 + 0.1$
{CM}	0.25	0.25	0.50	$Pl = 0.25 + 0.15 + 0.1$
{C,CM}	0.15	0.90	1.00	$Cr = 0.15 + 0.5 + 0.25$
S	0.10	1.00	1.00	

Tableau 4 : Exemple de calcul de mesures Cr et Pl

Remarque : si les éléments focaux sont réduits à des singletons, on se retrouve dans le cadre des probabilités : $Cr(A_i) = Pl(A_i) = Pr(A_i)$. La théorie de l'évidence peut donc bien être considérée comme une généralisation des probabilités.

3.2.1.2.3. Conclusion

Les mesures de confiance fournies par la théorie de Dempster-Shafer sont donc facilement interprétables en tant que croyance et plausibilité qui sont des notions intuitives, ou comme des intervalles de probabilités. Cette théorie présente l'avantage *concret* de travailler sur l'ensemble des parties de S : il est ainsi possible d'exploiter efficacement des informations *ambiguës* et de modéliser l'*ignorance*. En effet, il est tout à fait envisageable, en torpillerie par exemple, qu'une chaîne de traitement ne puisse différencier une cible C d'une contre-mesure CM , tout en étant capable d'affirmer que ce n'est pas une fausse alarme FA .

Néanmoins, en pratique, l'usage de cette théorie est réduit aux informations discrètes, c'est-à-dire aux applications de haut niveau, comme la classification par exemple, étant donné le coût calculatoire généré par l'usage de l'ensemble des parties de S .

3.2.1.3. Théorie des possibilités

3.2.1.3.1. Principe

La *théorie des possibilités* fournit aussi un intervalle de confiance : il s'agit des mesures de *possibilité* et de *nécessité* dont la signification physique est ici aussi très intuitive. Ces deux mesures peuvent être définies de différentes façons : soit à partir des fonctions de croyance, en restreignant les éléments focaux à des sous-ensembles emboîtés, soit à partir de la *théorie des sous-ensembles flous*.

Le cadre des fonctions de croyance permet de poser les définitions suivantes :

- la mesure sous-additive est appelée *Possibilité* (notée Π).

Définition 7 : la fonction Π est une mesure de possibilité si et seulement si :

$$\Pi: 2^S \rightarrow [0,1]$$

$$\text{Axiome 1 (conditions limites): } \Pi(\emptyset) = 0, \quad \Pi(S) = 1$$

$$\text{Axiome 2 : } \forall A, B \in 2^S, \quad \Pi(A \cup B) = \max(\Pi(A), \Pi(B))$$

- la mesure sur-additive est appelée *Nécessité* (notée N).

Définition 8 : la fonction N est une mesure de nécessité si et seulement si :

$$N : 2^S \rightarrow [0,1]$$

Axiome 1 (conditions limites): $N(\emptyset) = 0, N(S) = 1$

Axiome 2: $\forall A, B \in 2^S, N(A \cap B) = \min(N(A), N(B))$

En se référant aux axiomes 2, il est donc possible de considérer les mesures de nécessité et de possibilité comme des cas limites de mesures de confiance. Ainsi $\Pi(A_i)$ indique dans quelle mesure la réalisation d'un événement A_i est *possible* et $N(A_i)$ dans quelle mesure elle est *certaine*, sans être nécessairement capable d'évaluer la *probabilité* $Pr(A_i)$ de cette réalisation. Cette dernière est donc encadrée par N et Π :

Propriété 5: $\forall A_i \in S, N(A_i) \leq Pr(A_i) \leq \Pi(A_i)$

Les mesures de nécessité et de possibilité sont duales, elles vérifient donc la relation suivante :

Propriété 6: $\forall A_i \in 2^S, \Pi(A_i) = 1 - N(\bar{A}_i)$

Une autre approche est de définir ces mesures à partir de la *théorie des sous-ensembles flous* par l'intermédiaire de distributions de possibilités π , directement déduites de fonctions d'appartenance de sous-ensembles flous⁷³. Cette liaison avec le flou procure aux possibilités une bonne capacité à manipuler des informations représentées sur un référentiel S continu.

Ainsi, grâce à la dualité entre N et Π , la donnée de π sur A_i permet de calculer $N(A_i)$ et $\Pi(A_i)$ ⁷⁴ :

$$\forall A_i \in 2^S, \Pi(A_i) = \sup_{\omega \in A_i} \pi(\omega)$$

$$\forall A_i \in 2^S, N(A_i) = \inf_{\omega \in A_i} (1 - \pi(\omega))$$

La propriété 6 signifie donc que la donnée d'une distribution de possibilité π sur A_i est équivalente à une famille de densités de probabilité f_i telle que :

$$\forall A_i \in 2^S, N(A_i) \leq \sum_{\omega \in A_i} f_i(\omega) \leq \Pi(A_i)$$

⁷³ La différence entre la fonction d'appartenance μ d'un sous-ensemble flou et une distribution de possibilité π peut être trouvée dans Smets P., Imperfect information : imprecision - uncertainty, Technical report n°TR/IRIDIA/93-3. L'exemple donné concerne l'évaluation de la taille d'un individu prénommé Jean :

$\mu_{\text{grand}}(x)$ représente le degré d'appartenance de l'individu Jean à la classe floue « grand » sachant que sa taille est x (connue précisément). $\pi_{\text{grand}}(x)$ représente le degré de possibilité pour que Jean soit de taille x sachant qu'il est « grand ». Il y a la même différence entre π et μ qu'entre $P(\text{grand} | x)$ et $P(x | \text{grand})$.

Le lien entre ensemble flou et distribution de possibilité est donné aussi dans Dubois D., Prade H., Théorie des possibilités : applications à la représentation des connaissances en informatique, Méthode + Programme, Masson, 1985, p. 20 : « quand une mesure de possibilité Π prend ses valeurs sur l'intervalle unité, on peut donc interpréter sa distribution π comme la fonction d'appartenance d'un ensemble flou $F(\dots)$ et réciproquement la donnée d'un ensemble flou suffit à caractériser une fonction de possibilité, pourvu que cet ensemble flou soit normalisé ». Aussi, lorsque cela sera possible, la notation sous forme de distribution de possibilité sera préférée.

⁷⁴ La dualité rend la notion de distribution de nécessité inutile.

Une distribution de possibilité peut donc être interprétée comme l'expression d'une probabilité d'occurrence imprécise d'un événement. Cette interprétation apporte une solution au problème soulevé par les objectivistes, concernant l'aspect arbitraire du choix d'une mesure de probabilité.

3.2.1.3.2.Exemple

Le problème de classification d'alarmes (*Al*) est repris en considérant un critère capable de discriminer les classes : l'étendue spatiale par exemple. Les objets sont classés selon les règles suivantes :

1. les cibles ont des étendues spatiales *grandes*,
2. les contre-mesures ont des étendues spatiales *faibles*, voire *moyennes*,
3. les fausses alarmes ont des étendues spatiales *faibles*.

Des sous-ensembles flous sont définis afin de « granuler », c'est-à-dire partitionner, l'ensemble des valeurs envisageables pour ce critère.

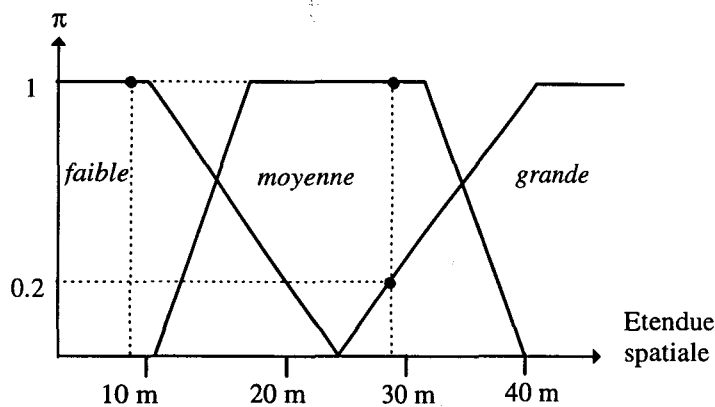


Figure 3 : Granulation de l'espace des valeurs possibles du critère en trois sous-ensembles flous

Ainsi, si l'étendue spatiale *ES* s'élève à 27 m, le système déduira que l'objet a une possibilité d'appartenir à la classe cible de 0.2, à la classe contre-mesure de 1 et à la classe fausse alarme de 0. Par contre, si l'étendue *ES* est de 8 m, les possibilités respectives d'appartenir aux classes contre-mesure et fausse alarme sont toutes deux égales à 1.

A ce niveau, la différence majeure avec les probabilités est la suivante :

$$\begin{cases} \Pr(\text{cible}) = 1 \Rightarrow \text{objet} = \text{cible} \\ \Pi(\text{cible}) = 1 \not\Rightarrow \text{objet} = \text{cible} \end{cases}$$

Cela signifie que, selon la théorie des possibilités, ce n'est pas parce que l'hypothèse cible est entièrement possible, qu'il est certain que c'est effectivement une cible. Cela veut juste dire que rien n'empêche l'objet d'être une cible. Un événement et son contraire ne sont que faiblement liés dans le cadre des possibilités ce qui permet de modéliser l'ignorance⁷⁵.

⁷⁵ Dubois D., Prade H., Smets P., Representing partial ignorance, IEEE transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, vol. 26, n° 3, 1996, pp. 361-377

3.2.1.3.3. Conclusion

La théorie des possibilités est un cadre intéressant de représentation de l'imperfection des données. Grâce à deux mesures de confiance, elle permet de représenter un intervalle d'incertitude sur l'événement et, par la définition de distributions, elle autorise la modélisation d'éléments focaux discrets ou continus. Ainsi, il semble envisageable de représenter, avec ce formalisme des mesures, des informations *a priori* ou des règles, c'est-à-dire des informations sémantiquement hétérogènes et imparfaites.

De plus, dans ce cadre de travail, il existe des outils permettant d'effectuer des calculs avec des quantités floues, de fusionner et de mettre à jour des informations. Cette théorie peut être vue comme une « généralisation canonique nuancée du calcul d'erreur comblant le vide existant entre les probabilités et le calcul d'erreur classique »⁷⁶. Sa relation avec la théorie des sous-ensembles flous lui confère une bonne interprétabilité des résultats, en terme de quantités floues, en tout point du traitement.

3.2.2. Autres voies de gestion de l'imperfection

Les mesures de confiance ne sont pas l'unique moyen de représenter et de gérer l'incertitude dans les systèmes intelligents. D'autres techniques ont été développées principalement en intelligence artificielle, tout d'abord avec le célèbre système expert MYCIN, mais aussi à travers des formalismes purement symboliques.

3.2.2.1. Les formalismes numériques

Le besoin de gérer l'incertain en intelligence artificielle apparaît clairement avec le système expert MYCIN⁷⁷. Il s'agit d'un système d'aide au diagnostic médical qui prend en compte l'imperfection des données d'entrée (les symptômes) et des déductions. MYCIN a donné lieu à la mise sur le marché d'un grand nombre de noyaux de développement de systèmes experts.

Cette prise en compte de l'imperfection se fait numériquement, par l'intermédiaire de coefficients de certitude (certainty factors). Ces coefficients se distinguent des mesures de confiance, car ils prennent leurs valeurs dans l'intervalle [-1, 1] :

-1 : signifie que l'information infirme l'hypothèse,

0 : signifie que l'information n'infirmes ni ne confirme l'hypothèse,

+1 : signifie que l'information confirme l'hypothèse.

Ces coefficients s'interprètent comme des degrés de confirmation, ils sont fixés par des experts et sont donc *subjectifs*. MYCIN a été comparé aux autres formes de raisonnement incertain (Bayes, Dempster-Shafer et possibilités) par Henkind et Harrison⁷⁸. Ces auteurs constatent que cette technique, ayant été développée pour des applications médicales, repose sur des hypothèses très fortes qui réduisent son applicabilité pour d'autres domaines⁷⁹.

⁷⁶ Dubois D., Prade H., Théorie des possibilités : applications à la représentation des connaissances en informatique, Méthode + Programme, Masson, 1985, p. 12

⁷⁷ Buchanan B.G., Shortliffe E.H., Rule based expert systems, Reasoning under uncertainty, chap. 4, 1984, pp. 209-295

⁷⁸ Henkind S.J., Harrison M.C., An analysis of four uncertainty calculi, IEEE transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 18, n° 5, 1988, pp. 700-714

⁷⁹ Schneider D., Modélisation de la démarche du décideur politique dans la perspective de l'intelligence artificielle, Thèse de doctorat ès Sciences Economiques et Sociales mention Science Politique, Université de Genève, Suisse, 19 oct 1994

Pour un problème de prédiction de couleur d'une pièce de bois en fonction de sa forme, Mitchell *et al.* montrent que le système MYCIN a d'aussi bonnes performances que l'algorithme basé sur la théorie de Dempster-Shafer et de meilleures performances que celui basé sur celle de Bayes⁸⁰.

Cependant, ce genre de technique de représentation des imperfections est restreint, au niveau des applications, aux systèmes experts à bases de connaissances, et, dans ses capacités de modélisation, à la sémantique confirmation / infirmation.

3.2.2.2. L'approche symbolique

L'approche symbolique est la deuxième voie de gestion de l'incertain en Intelligence Artificielle. Alors que l'approche numérique vise à propager des « degrés de croyance » par le calcul numérique, l'approche symbolique vise à contrôler le processus de raisonnement. Pour ce faire, le système emploie des logiques étendues capables d'incorporer des hypothèses et des défauts dans le raisonnement, l'autorisant ainsi à générer des conclusions, même en présence d'informations incomplètes et incertaines⁸¹. Ces logiques font partie de la famille des logiques non-monotones comme TMS (Truth Maintenance System)⁸² et ATMS (Assumption based Truth Maintenance System)⁸³.

Ces techniques sont cependant très orientées vers l'intelligence artificielle et la maintenance de bases de données. Elles sont peu employées en robotique mobile où les informations à traiter sont numériques pour la plupart.

Le paragraphe suivant illustre le besoin de gestion de l'incertain pour des applications de robotique mobile ou connexes à ce domaine. Ce besoin est exprimé à tous les niveaux d'abstraction, des plus bas niveaux avec notamment le *pistage* aux plus hauts niveaux de raisonnement comme la prise de *décisions tactiques* par exemple.

3.3. Une application à tous les niveaux de traitement

En robotique mobile, et donc *a fortiori* en torpillerie, le besoin de gestion de l'imperfection est motivé dès l'acquisition des premières informations extéroceptives. Même dans l'hypothèse où seule cette information sensorielle est à l'origine de l'imperfection, sa prise en compte doit quand même se poursuivre jusqu'aux étapes de décision, étant données les répercussions possibles. Ainsi pour chaque niveau, la littérature montre que de nombreux formalismes sont employés pour parvenir à améliorer la robustesse des résultats.

⁸⁰ Mitchell D.H., Harp S.A., Simkin D.K., A knowledge engineer's comparison of three evidence aggregation methods, Uncertainty in artificial intelligence workshop, University of Whashington, Seattle, July 1987, American Association of artificial intelligence in Hall D.H., Mathematical techniques in multisensor data fusion, Artech House, Boston, London, 1992

⁸¹ Blackmond Laskey K., Lehner P.E., Assumptions, beliefs and probabilities, Artificial Intelligence 41(1) 1989 / 1990, pp. 65-77

⁸² Doyle J., A Truth Maintenance System, Artificial intelligence 12, 1979, pp. 231-272

⁸³ de Kleer J., An assumption-based TMS, Artificial intelligence 28, 1986, pp. 127-162

3.3.1. Des plus bas niveaux ...

Les plus bas niveaux de la chaîne de traitement de l'information, au sens sémantique du terme, sont bien évidemment les plus proches du signal. Les méthodes employées sont donc numériques.

3.3.1.1. Détection / pistage

La détection et le pistage sont des opérations effectuées au niveau du signal. Une détection correspond à un signal dépassant un seuil de rapport signal sur bruit prédéfini. Les détections sont acquises séquentiellement puis partitionnées en ensembles d'observations datées provenant d'une même source, appelés *pistes*.

Un exemple de pistage sur un lofargramme⁸⁴ est considéré par D.J. Smith⁸⁵. Les pistes correspondent aux signatures d'un bâtiment et sont *théoriquement* des droites verticales. Mais en réalité, elles présentent des *fluctuations* dues aux :

1. *déformations* (signatures instables, décalages Doppler),
2. *cassures* (variabilité du milieu de propagation).

L'auteur présente un système s'appuyant sur le raisonnement évidentiel (Dempster-Shafer) permettant de suivre les pistes sans faire appel au filtrage prédictif, et ce malgré leurs fluctuations. La chaîne de traitement se décompose en trois blocs comme le montre le schéma suivant :

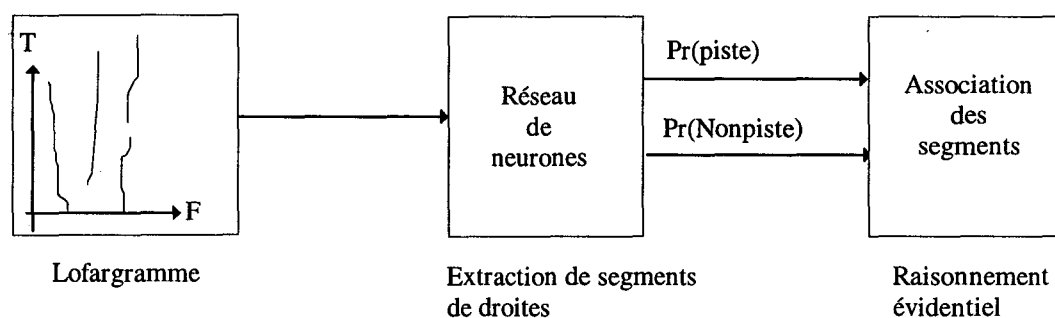


Figure 4 : pistage sur Lofargramme

1. *Etape d'extraction* : cette étape doit extraire des segments de droite sur une fenêtre glissante. Comme cette opération doit être robuste, les pistes étant soumises à des fluctuations, l'auteur a développé un réseau neuronal du type Multi Layer Perceptron pour fournir deux probabilités : Pr(Piste) et Pr(Nonpiste), qui indiquent respectivement les probabilités d'avoir ou de ne pas avoir une piste. Comme elles sont calculées indépendamment, leur somme ne vaut pas 1, d'où l'idée de travailler dans le cadre des fonctions de croyance.
2. *Etape de pistage* : le réseau de neurones ayant reconnu des segments, il faut ensuite les combiner spatialement et temporellement pour obtenir des pistes. Faire cette combinaison dans un cadre bayésien consisterait à accumuler des rapports de

⁸⁴ Un lofargramme est un diagramme temps-fréquence, où la fréquence représente les spectres de signaux SONAR passifs

⁸⁵ Smith D.J., Harris J.I., Line tracking using artificial neural networks and fuzzy inference, Intelligent Autonomous Systems .2, conf, 1989, pp. 245-252

vraisemblance ; or, comme la somme des probabilités ne vaut pas 1, ce rapport ne serait pas monotone par rapport à $\text{Pr}(\text{Piste})$, ce qui ne permettrait pas de différencier les deux situations. L'auteur a donc choisi de combiner les informations dans le cadre des fonctions de croyance en définissant trois classes {Vrai, Faux, Ne permet pas de conclure}. Cette combinaison est associative et se prête bien au processus séquentiel d'acquisition des données⁸⁶. A l'issue de l'étape de pistage, les pistes sont des vecteurs de dimension quatre : une position (temps, fréquence) et deux degrés (plausibilité et croyance).

L'article n'évoque aucun résultat numérique, ni propre ni comparatif. Cependant, on peut supposer que dans les cas où aucune probabilité *a priori* n'est disponible, c'est-à-dire quand l'ignorance initiale est grande, cette méthode converge plus vite vers la bonne solution qu'une méthode bayésienne fondée sur l'hypothèse d'équiprobabilité.

Cet exemple montre bien les raisons de la prise en compte de l'imperfection des données dès le pistage, cette étape étant la base de tous les traitements suivants. Aussi, plus riche sera l'information fournie par le pistage, plus fiables seront les traitements aval.

3.3.1.2. Suivi de cibles

Selon la définition de Y. Bar-Shalom⁸⁷ « le suivi de cibles est le traitement des mesures relatives à une cible en vue d'obtenir une estimée de son état courant, qui typiquement consiste en :

1. des paramètres cinématiques,
2. d'autres paramètres (signatures spectrales, niveau de bruit rayonné, forme...),
3. des paramètres constants ou peu variables (coefficient de couplage, vitesse de propagation...). »

A priori, l'outil classique pour traiter ce genre de problèmes d'estimation est le filtre de Kalman. Cette méthode est performante pour des scénarios simples, dans des environnements peu bruités, peu encombrés⁸⁸ et lorsque les modèles cinématiques des cibles sont connus précisément⁸⁹. Or ce n'est généralement pas le cas, car il s'agit le plus souvent, en radar comme en SONAR, d'un problème multi-cibles et multi-capteurs en environnement hostile. C'est-à-dire que les données manipulées sont :

1. *imprécises* : imprécisions de mesures et bruitage actif,
2. *incertaines* : modèles cinématiques des cibles inconnus car les cibles ne sont pas encore classées,

⁸⁶ Delmotte F., Les fonctions de croyance, Rapport de DEA de Productique, Centre d'Automatique de Lille, USTL, 1993, p. 6

⁸⁷ Bar-Shalom Y., Fortmann T.E., Tracking and data association, Mathematics in Science and Engineering, vol. 179, Academic Press, 1988

⁸⁸ Chin L., Application of neural networks in target tracking data fusion, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 30, n° 1, 1994, pp. 281-286

⁸⁹ Wang T.C., Varshney P.K., A tracking algorithm for maneuvering targets, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 29, n° 3, 1993, pp. 910-924

3. *incomplètes* : la détection peut disparaître à cause d'un brouillage ou suite à un phénomène d'occultation.

La littérature fournit un grand nombre d'exemples de gestion de l'imperfection appliquée au suivi de cibles :

- V. Nimier ⁹⁰ exploite des connaissances imprécises sous forme de règles floues pour améliorer un suivi de cibles par filtre de Kalman.
- A. Kummert ⁹¹ présente quant à lui un système automatique flou de suivi multi-cibles implanté dans les SONAR *Atlas* capable de gérer les croisements de pistes ainsi que les pistes adjacentes et discontinues. Chaque piste est assortie de coefficients de confiance calculés par deux bases de règles floues :
 - un coefficient local décrivant le comportement momentané,
 - un coefficient global prenant en compte l'historique.
- J. Schubert traite dans sa thèse d'un problème d'analyse de pistes multi-cibles par raisonnement évidentiel. Les données utilisées sont des rapports de renseignement concernant la position de sous-marins et elles sont traitées dans le cadre des fonctions de croyance ⁹².
- La théorie de Dempster-Shafer est aussi utilisée par Kittur dans la référence ⁹³ pour introduire des informations non numériques (type des cibles suivies). Les résultats d'une simulation sur différentes sortes de trajectoires simples, croisées et brisées sont présentés et comparés à ceux obtenus avec le PDAF et avec un algorithme type k-plus proches voisins. Pour une trajectoire rectiligne simple, les trois méthodes ont des performances similaires. Par contre, dans les deux autres cas, la méthode proposée et le PDAF sont nettement supérieurs. Le principal apport de cette méthode est donc de fournir une indication sur le type de la cible et d'évaluer la qualité de cette classification.

3.3.2. ... aux plus hauts niveaux

Cette dernière application montre le lien existant entre suivi de cible et classification. Ces liens sont bi-directionnels : le suivi de cibles peut être enrichi par les résultats de la classification et vice-versa. Les étapes de plus haut niveau exploitent donc en réalité des informations imparfaites. Elles doivent donc elles aussi gérer l'imprécis et l'incertain, d'autant plus que leur propre mécanisme déductif peut lui aussi être incertain.

⁹⁰ Nimier V., Introduction d'informations contextuelles dans des algorithmes de poursuites multi-capteurs, Proc. IPMU, vol. 2, Traitement d'Information et Gestion d'Incertitudes dans les Systèmes à Base de Connaissances, 1994, pp. 342-347

⁹¹ Kummert A., Fuzzy technology implemented in SONAR systems, IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol 18, n° 4, october 1993, pp. 483-490

⁹² Schubert J., Cluster-based specification techniques in Dempster-Shafer theory for an evidential intelligence analysis of multiple target tracks, Thesis, Departement of numerical analysis and computing science, Royal Institute of Technology, Stockholm, 1994

⁹³ Kittur V., Thompson W.E., Data association using fused data from multiple sensors, Proc. SPIE, vol. 1699, SP-SF-TR, 1992, pp. 60-71

3.3.2.1. Classification de cibles

La classification est sans doute le domaine où la gestion de l'incertain a été le plus abordé. La raison est que le processus de classification lui-même peut être teinté de *subjectivité*, de *gradualité*, d'*ambiguïté*... Dans une méthode géométrique de classification, la subjectivité intervient ne serait-ce que sur le choix de l'échelle, ce qui peut modifier profondément la répartition et le nombre de classes⁹⁴ comme le montre la Figure 5 représentant les mêmes données selon deux échelles différentes.

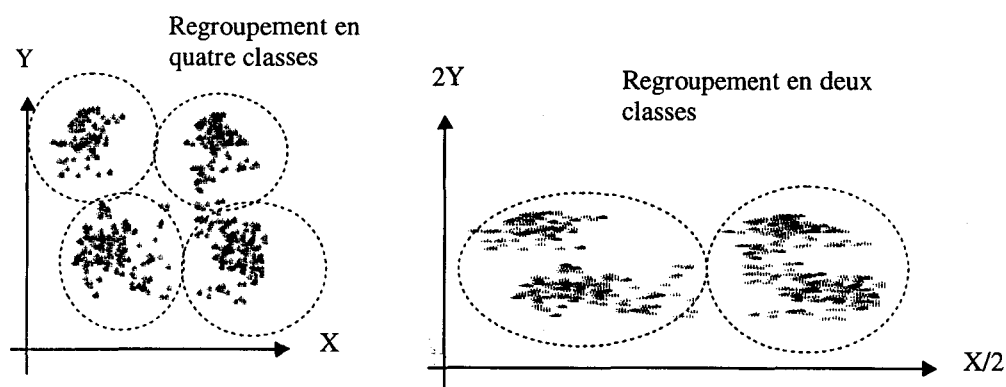


Figure 5 : Caractère subjectif d'une classification géométrique

La gradualité fait parfois intrinsèquement partie de la notion de classe. Ainsi, les voitures passent graduellement de la classe de « couleur claire » à celle de « couleur sombre », tout comme de celle des « économiques » à celle de « gourmandes » mais elles passent de façon abrupte de la classe des « véhicules diesels » à celle des « véhicules électriques ». La gradualité est bien entendu gérée par la notion de sous-ensembles flous. La méthode des *c-moyennes floues*⁹⁵ est la plus célèbre de toutes les méthodes de classification floue (méthode de regroupement).

La notion de classe revêt donc différents aspects qu'il faudra être capable de formaliser. Par ailleurs, les informations classifiantes fournies par les niveaux de traitement amonts seront imparfaites ; aussi, classer des objets consistera à comparer des individus plus ou moins mal décrits avec des classes plus ou moins mal définies.

Tous les formalismes de gestion cités précédemment sont appliqués : Ayoun⁹⁶ et Keller⁹⁷ exploitent des règles floues, Baldwin⁹⁸ et Bloch⁹⁹ utilisent le raisonnement évidentiel, respectivement pour classer des signaux acoustiques sous-marins et pour l'imagerie médicale.

⁹⁴ Postaire J.G., *Op. cit.*, p. 34

⁹⁵ Bezdek J.C., *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*, Plenum press, New York, 1981

⁹⁶ Ayoun A., Grabish M., *Tracks real-time classification based on fuzzy rules*, Proc. EUFIT, 1996, pp. 617-621

⁹⁷ Nafarieh A., Keller J.M., *A fuzzy logic rule-based automatic target recognizer*, Int. Journal of Intelligent Systems, vol. 6, 1991, pp. 295-312

⁹⁸ Baldwin J.F., Gooch R.M., Martin T.P., *Fuzzy processing of hydrophone sounds*, Fuzzy Sets and Systems 77, 1996, pp. 35-47

⁹⁹ Bloch I., *Some aspects of Dempster-Shafer evidence theory for classification of multi-modality medical images taking partial volume effect into account*, Pattern Recognition Letters 17, 1996, pp. 905-919

3.3.2.2. Tactique

Le plus haut niveau de traitement correspond à l'étape tactique de l'autodirecteur. Là encore, la gestion de l'imperfection permet de rendre le système de décision plus apte à travailler en environnement réel, c'est-à-dire plus robuste dans des situations complexes et incertaines.

Il existe deux voies pour répondre aux besoins des étapes tactiques : la première est la *théorie des jeux*, c'est une voie *analytique* et la deuxième est *heuristique* et correspond aux techniques de type *planification*.

La *théorie des jeux*¹⁰⁰ peut être rendue plus réaliste par la gestion de l'incertain. Elle peut ainsi prendre en compte moins strictement des paramètres mal connus et obtenir des décisions plus robustes. Les incertitudes peuvent se trouver sur les coûts, les coalitions, les gains, ou les buts¹⁰¹. Butnariu choisit la théorie des sous-ensembles flous pour traiter la question du choix de la stratégie la plus sûre dans un jeu à deux personnes¹⁰². Le joueur peut ainsi exprimer les plausibilités de voir l'adversaire appliquer telle ou telle stratégie ce qui pallie un inconvénient majeur des jeux classiques : l'équirépartition des choix stratégiques (à rapprocher de l'équirépartition des classes dans un problème de classification bayésienne lorsqu'aucune probabilité *a priori* n'est disponible). L'aspect arbitraire des fonctions d'utilité utilisées pour modéliser les préférences des joueurs peut lui aussi être réduit par l'usage de formalismes plus souples. Il pourrait être intéressant de manipuler des familles de fonctions d'utilité plutôt que de simples fonctions (par approche possibiliste par exemple).

La *planification*¹⁰³ en robotique mobile, vue comme une alternative à la théorie des jeux, est le sujet d'un grand débat entre ses adeptes et ceux qui prônent les avantages de la réactivité pure. Une synthèse complète sur ce débat peut être trouvée dans Giralt¹⁰⁴, alors que les applications de planification sont traitées dans Fraichard¹⁰⁵. Enfin, le principe de réactivité est synthétisé dans Dubrawski¹⁰⁶ et Brooks¹⁰⁷.

Ici encore, ces méthodes peuvent être associées à l'utilisation de formalismes souples qui visent à conférer à la planification une certaine *robustesse* en situation réelle. Goguen¹⁰⁸ la définit comme étant la « faculté de répondre à des situations perturbées ou inexactement spécifiées sans modification du programme » et propose d'utiliser la logique floue pour procurer cette faculté au système qu'il étudie.

¹⁰⁰ La théorie des jeux est une généralisation de la commande optimale de processus. Elle sert à modéliser des conflits en tout genre : économiques à l'origine, mais aussi humains ou militaires. En particulier, elle peut être utilisée pour résoudre les problèmes de type poursuite / évaison.

¹⁰¹ Dubois D., Prade H., Fuzzy sets and systems : theory and applications, Mathematics in Science and Engineering, vol. 144, Academic Press, 1980

¹⁰² Butnariu D., Fuzzy games: a description of the concept, Fuzzy Sets and Systems 1, n°3, 1978, pp. 181-192

¹⁰³ La planification détermine le but à atteindre dans un délai déterminé et les moyens qui sont mis en oeuvre.

¹⁰⁴ Giralt G., Robot autonomy and machine intelligence : Trends and critical issues, 6th int. Symposium on Robotics Research, Kanade & Paul editors, 1993

¹⁰⁵ Fraichard T., Hassoun M., Laugier C., Reactive motion planning in a dynamic world, 5th international conference on advanced robotics, vol. 2, Pisa, Italy, June 91, pp.1029-1032

¹⁰⁶ Dubrawski A., Crowley J.L., Learning locomotion reflexes: a self-supervised neural system for a mobile robot, Robotics and Autonomous Systems 12, 1994, pp. 133-142

¹⁰⁷ Brooks R.A., A robust layered control system for a mobile robot, IEEE Journal of Robotics and Automation, vol. RA-2, n°1, March 1986, pp.14-23

¹⁰⁸ Goguen J.A., On fuzzy robot planning, Fuzzy sets and their applications to cognitive and decision processes, Academic Press, 1975, pp. 429-447

P.P. Bonissone ¹⁰⁹ utilise aussi la théorie des sous-ensembles flous pour traiter la planification en environnement incertain. Pour lui, le monde réel est dynamique, non prédictible à 100% et les informations recueillies par les capteurs sont incomplètes et incertaines. Il propose une méthode originale résumée par le schéma bloc suivant :

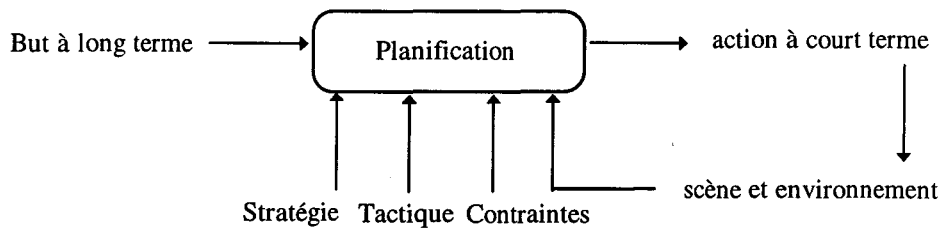


Figure 6 : Introduction d'informations tactiques et stratégiques

Les idées développées se résument en quatre points :

1. La planification est fonction de la stratégie.
2. Il faut trouver un équilibre entre les *planifications stratégique* (long terme) et *tactique* (court terme).
3. Pour cela, le raisonnement doit tenir compte de l'*incertitude*, c'est une condition sine qua non à son applicabilité en environnement réel.
4. Les plans calculés précédemment sont utilisés pour trouver une solution à un problème nouveau (*raisonnement par cas*).

La gestion de l'imparfait tient donc une place particulièrement importante des plus bas jusqu'aux plus hauts niveaux de traitement et de raisonnement pour rendre le système apte à évoluer en environnement réel.

Les imperfections à modéliser et à véhiculer sont donc d'ordres très différents. Il n'est cependant pas envisageable d'associer de manière systématique un type d'imperfection ou un domaine d'application à un formalisme : la littérature atteste de la grande diversité rencontrée dans l'usage de ces techniques. Or dans tout système intelligent, la Figure 6 le montre bien, des bouclages entre les différents modules sont à prévoir. Pour ce faire, il faut que ces derniers puissent communiquer entre eux, ce qui implique un minimum de cohérence entre les méthodes de gestion de l'imperfection employées. En effet, il faut éviter les passerelles entre différents formalismes car ils présentent toujours des risques d'incohérence et nuisent ainsi à l'interprétabilité de l'information.

3.4. Conclusion

Cette étude va donc chercher à montrer que la théorie des possibilités permet d'homogénéiser la gestion de l'imperfection dans toute la chaîne de traitement de l'information d'un autodirecteur de torpille.

¹⁰⁹ Bonissone P.P., Dutta S., Wood N.C., Merging strategic and tactical planning in dynamic and uncertain environments, IEEE transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 24, n° 6, 1994, pp. 841-861

En effet, comme le montrera le chapitre III, l'un des avantages de la théorie des possibilités est de permettre une modélisation conjointe des divers aspects de ces imperfections : l'imprécision, l'incertitude et l'incomplétude. De ce fait, les théories des possibilités et des ensembles flous sont donc aptes à modéliser des *informations hétérogènes sémantiquement et qualitativement*. Elles trouvent des applications aussi bien pour la détection que pour la tactique.

Par ailleurs, comme les outils nécessaires à la propagation de ces imperfections existent dans le cadre des possibilités, il devient alors possible de conserver le même formalisme, tout au long de la chaîne de traitement des informations ce qui est un gage d'*homogénéité*.

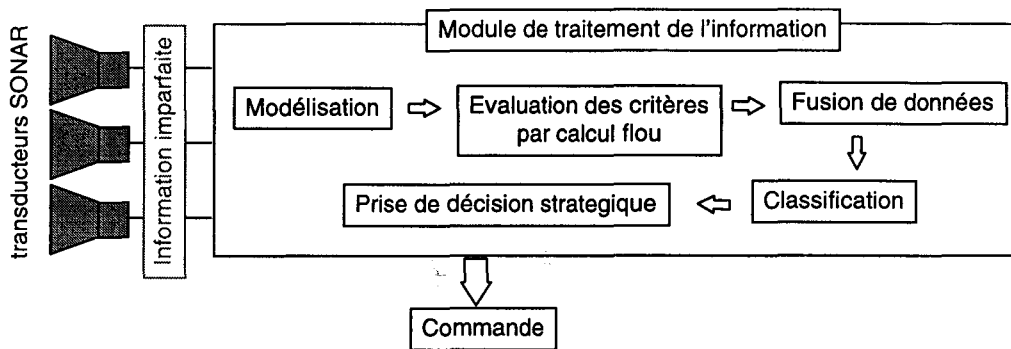


Figure 7 : exemple de chaîne de traitement de l'information

L'étude sera axée sur la tâche de classification de cibles, qui est une étape essentielle de la mission de la torpille et qui se trouve à la frontière entre les traitements de haut et de bas niveaux. La Figure 7 représente les différentes étapes de la chaîne de traitement des informations SONAR qui sera envisagée pour classer les objets. Le mémoire montrera la faisabilité d'une approche purement possibiliste en s'appuyant sur des exemples inspirés du simulateur de classification du CTSN.

4. La modélisation des informations et de leurs imperfections

4.1. Introduction

Le chapitre 1 a présenté les différentes sources d'informations qu'exploite la torpille afin de se guider vers son but. Il s'agit essentiellement de mesures sensorielles (proprioceptives et extéroceptives) et d'informations *a priori* concernant des paramètres non mesurables ou des connaissances expertes. Ces différentes sources d'informations constituent donc un ensemble hétérogène sur les plans sémantique et qualitatif. De nombreux termes de sens courant ont été employés pour qualifier la « qualité » de ces informations : *crédible, imprécise, vague, fiable, subjective, incertaine, incomplète, ambiguë...* Ces derniers sont regroupés sous le terme générique d'*imperfection*.

Cette notion est donc tout d'abord définie dans le cadre des possibilités, avant d'aborder la question des méthodes de *quantification* de l'imperfection.

Ce chapitre montre que la théorie des possibilités est un cadre permettant la modélisation de toutes les imperfections de l'information nécessaire à la classification d'objets en robotique.

4.2. Les imperfections : définitions et illustrations

La notion d'imperfection de l'information est graduelle, elle balaye un spectre allant de la *perfection* à l'*ignorance*, en passant par l'*imprécis*, l'*incertain* et l'*incomplet*. Chaque terme va donc être défini et illustré dans le cadre d'une application en robotique. La notion d'information est considérée dans sa généralité : il peut s'agir aussi bien d'une mesure que d'une information *a priori*.

4.2.1. La perfection et l'ignorance

Une information parfaite est la donnée d'une mesure ou d'une connaissance *précise, certaine*, en laquelle le système peut avoir une *confiance* absolue. Elle pourra être modélisée par un nombre *unique* (scalaire) dans le cas d'un paramètre dont la valeur restera parfaitement connue tout au long de la mission. Pour la torpille, ce sera le cas du *temps*, paramètre variable et connu à tout moment.

Dans le cas contraire, si l'information est connue parfaitement à un instant mais voit sa validité ou sa crédibilité diminuer au fil du temps ¹¹⁰, elle peut être représentée par une distribution de possibilité (Figure 8).

¹¹⁰ Fabiani P.J., Représentation de l'érosion des croyances, 1er Colloque Jeunes Chercheurs en Sciences Cognitives organisé par l'Association pour la Recherche Cognitive, La Motte d'Aveillans, France, mars 94

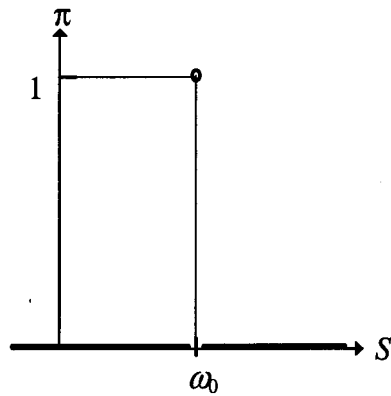


Figure 8 : Représentation d'une information parfaite

Une telle distribution s'interprète immédiatement comme un scalaire classique. Sur le référentiel S , le paramètre peut prendre une unique valeur ω_0 , à l'exclusion de toutes les autres puisqu'elles sont impossibles ($\forall \omega \neq \omega_0, \pi(\omega)=0$). L'intérêt d'une telle représentation est de pouvoir modéliser par la suite d'éventuelles imperfections.

A l'opposé de la perfection se trouve l'ignorance. Dire qu'un paramètre est *inconnu*, *indisponible*, *inaccessible* revient à considérer qu'il est *a priori* possible qu'il prenne n'importe quelle valeur du référentiel. Ainsi, la traduction sous forme de distribution de possibilité est la suivante :

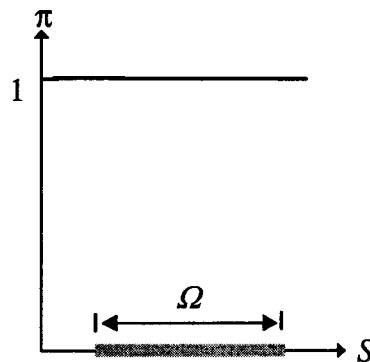


Figure 9 : Représentation de l'ignorance

Toutes les valeurs ω sont entièrement possibles ($\forall \omega \in S, \pi(\omega)=1$) mais aucune n'est nécessaire en particulier, c'est-à-dire qu'aucune n'est certaine. Pour tout intervalle Ω de S et donc pour S lui-même, les deux relations ci-dessous traduisent cette idée :

$$\forall \Omega \in S, \Pi(\Omega) = \sup_{\omega \in \Omega} \pi(\omega) = 1$$

$$\forall \Omega \in S, N(\Omega) = 1 - \Pi(\overline{\Omega}) = 0$$

Cette distribution traduit donc bien l'idée d'ignorance. Une information peut toutefois être imparfaite sans pour autant être caractérisée par une ignorance totale.

4.2.2. L'imprécis et l'incertain

L'imprécis et l'incertain sont deux formes d'imperfection des données rencontrées sur des mesures SONAR. En particulier, Russel et Lane¹¹¹ font état de problèmes d'imperfection de mesure dans leur application d'imagerie SONAR. Ils travaillent avec un système SONAR de type UDI AS360 opérant à 500 kHz avec un angle de balayage de 360°, une ouverture de faisceau de 3,4° horizontalement et 27° verticalement. Ils classent les échos reçus en trois catégories :

- les mesures correctes, issues des réflexions directes correspondant à des objets existants,
- les mesures correspondant à des objets inexistantes, dues aux réflexions multiples, à la présence de lobes secondaires ou à la réception d'un écho ne correspondant pas au dernier signal émis,
- les bruits divers comme la réverbération de volume, la réflexion sur les interfaces ou la bathycélérimétrie.

Les imperfections décrites ci-dessus sont des imprécisions et des incertitudes. Ces dernières sont illustrées ici par un exemple adapté à la mesure de distance torpille / cible.

L'imprécision vient de la mesure effectuée. La distance torpille / cible peut être calculée à partir de la mesure du temps de propagation d'un signal émis par la torpille. La Figure 10 montre que ce signal revient bruité et atténué. Ne présentant plus de front net, une imprécision apparaît sur la détermination de l'instant de son arrivée.

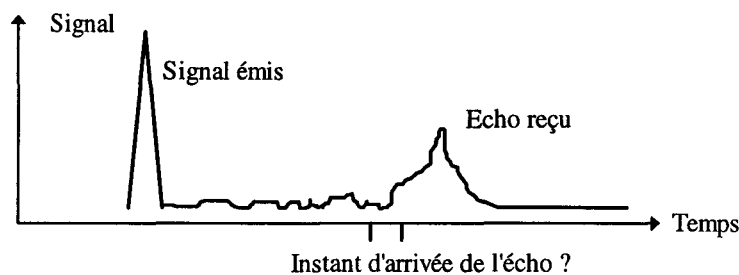


Figure 10 : Mesure de la distance torpille / cible

Par ailleurs, l'imprécision peut provenir aussi des hypothèses sur le modèle de propagation de l'onde. Si le trajet de l'onde n'est pas connu, l'interprétation de l'instant d'arrivée comme une distance est assortie d'une imprécision. En robotique sous-marine, ce phénomène est généralement négligé, la célérité du son étant souvent supposée constante avec l'immersion. Néanmoins, il est d'une grande importance en lutte sous-marine¹¹².

¹¹¹ Russel G.T., Lane D.M., A knowledge-based system framework for environmental perception in a subsea robotics context, IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol 11, n° 3, july 1986, pp. 401-412

¹¹² Vidoret P., Equation du SONAR appliquée à la torpillerie, Rapport n° 0777/CTSN/DLSM/95 du 20/04/95, p. 18

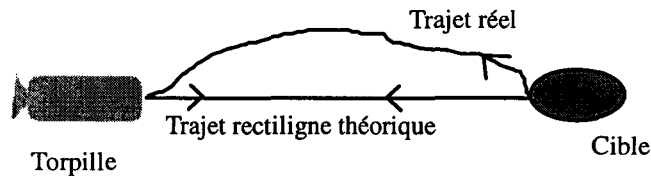


Figure 11 : Influence de la bathycélérimétrie sur le trajet de l'onde

La réflexion de l'onde sur les interfaces peut produire, quant à elle, une incertitude en générant des trajets multiples comme le signalent Russel et Lane. Si la torpille n'est pas capable de séparer les trajets ¹¹³, elle reçoit plusieurs échos du même signal interprétés comme autant de distances envisageables sans qu'aucune ne puisse être qualifiée de certaine. Elle ne peut pas calculer la distance réelle de la cible avec certitude.

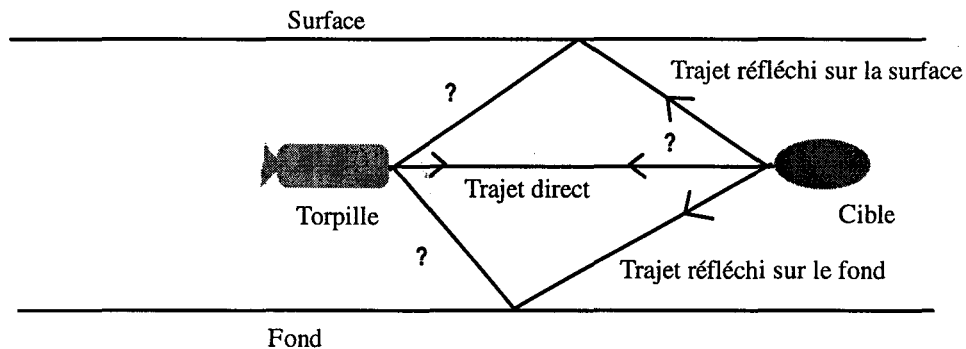


Figure 12 : Réflexions multiples sur les interfaces

Les incertitudes ne sont donc pas constantes, elles varient selon les scénarios et les situations géographiques.

Imprécisions et incertitudes traduisent donc des notions tout à fait différentes. Selon Smets ¹¹⁴, l'imprécision est vue comme un défaut quantitatif relatif au contenu propre de l'information, alors qu'un doute sur la véracité de cette dernière est qualifiée d'incertitude.

Cette définition trouve une traduction à l'aide du vocabulaire sur les mesures de confiance, introduit au chapitre précédent. L'imprécision est caractérisée par la taille des éléments focaux manipulés (aspect ensembliste), et l'incertitude par les mesures de confiance qui leur sont associées relatant ainsi la plausibilité, la croyance, la possibilité, la nécessité ou la probabilité.

Grâce à son lien avec la théorie des sous-ensembles flous, la théorie des possibilités permet de traduire différents types d'informations imprécises et / ou incertaines : des *intervalles* au sens classique du terme, des *intervalles flous*, des *nombres flous*...

4.2.2.1. Les intervalles classiques

La notion d'intervalle, au sens classique du calcul d'erreur, trouve une traduction immédiate dans le cadre des possibilités. Dire que la valeur « vraie » du paramètre, notée ω^* , appartient à l'intervalle Ω signifie qu'il est sûr et certain qu'il est compris entre $\omega_{\sigma-\alpha}$ et $\omega_{\sigma+\beta}$ et qu'il est sûr et certain qu'il n'est pas en dehors.

¹¹³ C'est notamment le cas lorsque la précision de mesure en élévation est insuffisante, lorsque la bande du code émis est inférieure à la différence de marche entre les différents trajets ou lorsque les conditions de séparation en fréquence ne sont pas vérifiées.

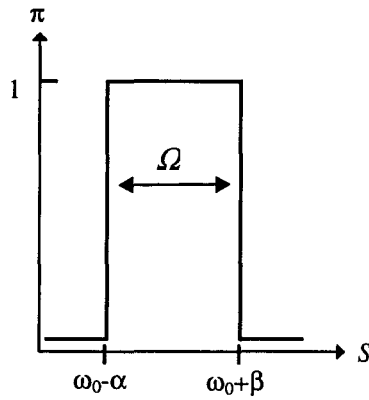


Figure 13 : Intervalle classique

Cette fois, toutes les valeurs ω de l'intervalle Ω sont entièrement possibles ($\forall \omega \in \Omega, \pi(\omega) = 1$) et nécessaires ($N(\Omega)=1$), c'est-à-dire certaines.

$$\Pi(\Omega) = \sup_{\omega \in \Omega} \pi(\omega) = 1$$

$$N(\Omega) = \inf_{\omega \in \Omega} (1 - \pi(\omega)) = 0$$

L'information à modéliser peut cependant être moins catégorique et refléter une incertitude. Dans ce cas, il est toujours entièrement possible que ω^* appartienne à $[\omega_0 - \alpha, \omega_0 + \beta]$ (degré 1) mais plus tout à fait impossible qu'il soit en dehors (degré ε). La traduction sous forme de distribution est donc la suivante :

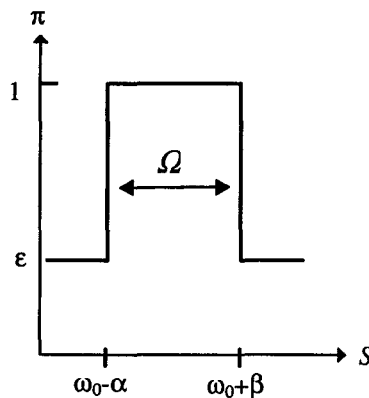


Figure 14 : Intervalle classique incertain

Le simple calcul de $\Pi(\Omega)$ et $N(\Omega)$ permet de vérifier que cette distribution modélise bien une information imprécise et incertaine (la mesure de nécessité indiquant avec quel degré l'information Ω est certaine).

$$\Pi(\Omega) = \sup_{\omega \in \Omega} \pi(\omega) = 1$$

$$N(\Omega) = \inf_{\omega \in \Omega} (1 - \pi(\omega)) = 1 - \varepsilon$$

Cependant, il est parfois illusoire de vouloir définir avec précision les bornes de l'intervalle. Pour cela, il est possible de définir des intervalles dits « flous ».

¹¹⁴ Smets P., Imperfect information : imprecision - uncertainty, Technical Report n°TR/IRIDIA/93-3

4.2.2.2. Les intervalles « flous »

L'usage des intervalles flous pour modéliser une information imprécise permet de réduire l'arbitraire lié au choix des valeurs α et β . Ils traduisent le fait qu'il est possible que ω^* appartienne à $[\omega_0 - \alpha, \omega_0 + \beta]$, mais il n'est pas tout à fait impossible qu'il soit un peu en dehors. Ils sont dits flous, dans le sens où les bornes ne sont connues que vaguement.

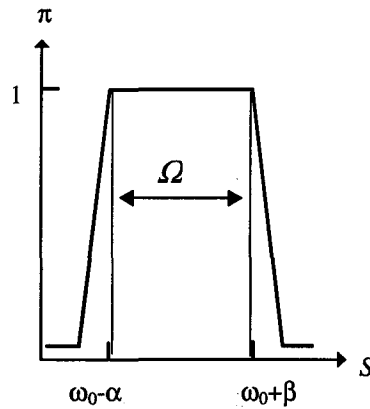


Figure 15 : Intervalle flou

Comme pour les intervalles classiques, il est facile de montrer qu'un tel intervalle traduit une information imprécise mais certaine, en calculant les mesures de possibilité et de nécessité. Une « version incertaine » peut, elle aussi, être définie de la même manière que pour les intervalles classiques.

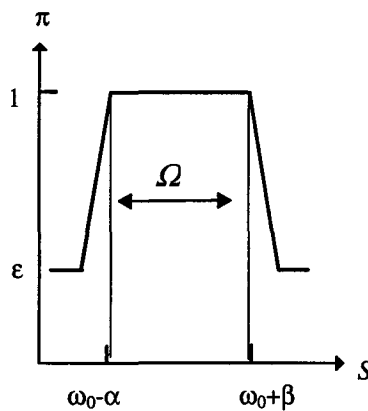


Figure 16 : Intervalle flou incertain

4.2.2.3. Les nombres « flous »

Lorsque l'information disponible est une valeur ω_0 et que l'utilisateur doit l'interpréter comme « environ ω_0 », il la traduit par un nombre flou. De la même manière qu'un nombre est un intervalle dont les bornes sont confondues, un nombre flou est le cas limite d'un intervalle flou où $[\omega_0 - \alpha, \omega_0 + \beta]$ serait réduit à une seule valeur ($\alpha = \beta = 0$).

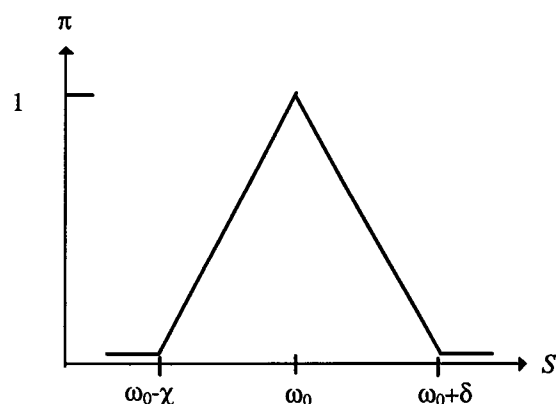


Figure 17 : Nombre flou

Comme pour les intervalles flous, le support du nombre flou peut être étendu à tout le domaine S avec un niveau ε , la mesure s'interprète comme valant « environ » ω_0 , avec un niveau d'incertitude global ε . Il semblerait que ces distributions avec incertitude s'appliqueraient plutôt à la modélisation d'un avis d'expert qu'à une mesure de capteur ¹¹⁵. En effet, elles sont définies sur un support infini ce qui est peu réaliste dans la pratique : tout paramètre physique, même inconnu, possède un domaine fini de valeurs acceptables.

4.2.3. L'incomplétude

Le dernier aspect de l'imperfection de l'information en robotique mobile est l'incomplétude. Pour de multiples raisons, rien ne garantit la disponibilité de chaque information à tout instant. Il peut s'agir de phénomènes d'occultation d'un objet par un autre (brouillage), des limites technologiques d'un capteur (domaine de portée, résolution), ou d'un paramètre dont la valeur est maîtrisée par l'adversaire (la puissance d'un radar de brouillage ¹¹⁶).

Dans ces conditions, certains paramètres sont indisponibles et deviennent donc des inconnues pour les critères de classification dans lesquels ils interviennent. En principe, ces critères deviennent donc incalculables. La théorie des possibilités permet de contourner ce problème en modélisant explicitement l'ignorance sur ces paramètres. Lorsque l'ignorance est totale sur un domaine, elle peut être représentée par un intervalle. Si elle n'est que partielle, une information *a priori* est généralement disponible et peut être traduite par une distribution de possibilité (nombre flou, intervalle flou ou ensemble d'intervalles flous).

L'incomplétude est donc ramenée dans sa modélisation et son traitement au cas de l'imprécision et de l'incertitude.

L'imprécision et l'incertitude sont définies de manières bien distinctes et se réfèrent à des notions différentes. Cependant, d'un point de vue logique, elles sont fortement liées et il est parfois difficile d'identifier séparément ces deux composantes de l'imperfection dans un contexte réel. Deux exemples en attestent :

¹¹⁵ Bouchon-Meunier B., La logique floue et ses applications, Editions Addison-Wesley, 1995, p. 103
 Dubois D., Moral S., Prade H., Approches numériques et ordinales de la révision des croyances, Rapport IRIT/95-43/R, octobre 95

¹¹⁶ Gross F., Hanrahan D.J., Hood S.T., The application of fuzzy-set theory to the Burnthrough range equation, Naval Research Laboratory Report 8619, 1982

- Dans un raisonnement de type *modus ponens*, de l'imprécision sur une information induit de l'incertitude sur le résultat.
- Plus une information est imprécise, plus sa certitude est grande ¹¹⁷.

Du fait de cette imbrication sémantique, la quantification de l'imperfection est généralement considérée comme une étape délicate du processus de modélisation.

4.3. La quantification des imperfections

Après avoir défini de quelle manière seront modélisées les informations, il est maintenant nécessaire de spécifier les méthodes employées pour quantifier les paramètres caractérisant les distributions de possibilités. A l'instar des méthodes probabilistes, les informations de type expert peuvent être exploitées pour quantifier les imperfections ¹¹⁸. Cette voie est parfois considérée comme trop subjective et peut alors être remplacée par des méthodes exploitant des informations statistiques lorsque ces dernières sont disponibles.

4.3.1. L'exploitation de connaissances expertes

Les connaissances expertes sont exploitables à deux niveaux : tout d'abord, pour quantifier des *informations a priori*, mais aussi pour *modéliser des signaux* en fonction du contexte. La méthodologie à employer est la même que pour la définition des variables linguistiques représentant les entrées et les sorties des contrôleurs flous. Les connaissances sont d'abord qualifiées par l'expert de manière qualitative, soit relativement soit absolument, sous forme de quantités floues, par la suite une traduction numérique est donnée.

4.3.1.1. Modélisation contextuelle des signaux

Cette démarche a été menée avec des experts du CTSN dans le cadre de l'étude des effets de la bathycélérimétrie sur le trajet de l'onde. Elle vise à quantifier le degré d'imperfection des informations en fonction du contexte de la mission. Il a été décidé dans un premier temps de considérer :

- les imperfections comme la conséquence de la méconnaissance de la bathycélérimétrie et de l'existence de trajets multiples (réflexions sur les interfaces).
- quatre situations géographiques différentes (Grand fond, Petit fond, Près de la cible, Loin de la cible).
- des imperfections sous forme qualitative exprimées par des variables linguistiques (Très faible, Faible, Moyenne, Grande).

Les imperfections relatives aux mesures élémentaires nécessaires pour le calcul de quelques critères de classification seront représentées dans les tableaux ci-après. Le Tableau 5 concerne la distance torpille / cible évaluée par mesure du temps de propagation d'un signal SONAR en mode actif.

¹¹⁷ La fusion de données vise à réduire l'imprécision et l'incertitude des données considérées.

¹¹⁸ Démarche subjectiviste.

Mesure de «Distance »	Incertitude due aux trajets multiples	Imprécision due au trajet courbe
Loin et Grand fond	TRES FAIBLE	MOYENNE
Loin et Petit fond	GRANDE	MOYENNE
Près et Grand fond	TRES FAIBLE	TRES FAIBLE
Près et Petit fond	MOYENNE	TRES FAIBLE

Tableau 5 : Incertitudes sur la mesure de distance

Contrairement à la distance, l'étendue angulaire est une mesure différentielle. Les erreurs de modélisation du trajet vont soit dans le même sens (et dans ce cas elles peuvent s'annuler), soit dans des sens opposés (et dans ce cas elles s'additionnent). Ce dernier cas se rencontre dans le chenal SOFAR (situation tactique recherchée par les cibles)¹¹⁹.

La Figure 18 montre que si les erreurs de modélisation vont dans le même sens, les étendues angulaires mesurées et théoriques peuvent être assez proches.

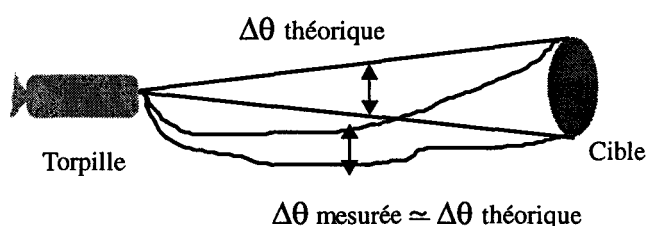


Figure 18 : Annulation des erreurs de modélisation

La Figure 19, quant à elle, montre que si les erreurs de modélisation s'additionnent, les étendues angulaires mesurées sont supérieures aux théoriques.

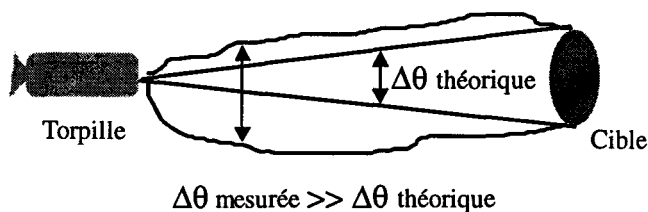


Figure 19 : Addition des erreurs de modélisation

¹¹⁹ Lorsque le profil bathycélérimétrique possède un minimum à l'immersion Z_{min} , l'onde sonore se propage en oscillant autour de Z_{min} qui se comporte alors comme un chenal acoustique (SOund Fixing And Ranging). Vidoret P. *Op. cit.*, p. 19

Cette connaissance experte peut être synthétisée dans le tableau ci-dessous :

Mesure « Etendue angulaire »	Incertitude due aux trajets multiples	Imprécision due au trajet courbe
Loin et Grand fond	TRES FAIBLE	GRANDE
Loin et Petit fond	GRANDE	MOYENNE
Près et Grand fond	TRES FAIBLE	MOYENNE
Près et Petit fond	MOYENNE	FAIBLE

Tableau 6 : Incertitudes et imprécisions sur la mesure de l'étendue angulaire

Le dernier exemple cité concerne la fréquence du signal et montre qu'une seule situation tactique peut entacher le signal reçu d'une incertitude : lorsque la torpille est loin de sa cible par petit fond, l'agitation de la mer peut décaler en fréquence le signal réverbéré sur la surface.

Mesure de la « Fréquence reçue »	Incertitude due aux trajets multiples	Imprécision due au trajet courbe
Loin et Grand fond	TRES FAIBLE	TRES FAIBLE
Loin et Petit fond	FAIBLE	TRES FAIBLE
Près et Grand fond	TRES FAIBLE	TRES FAIBLE
Près et Petit fond	TRES FAIBLE	TRES FAIBLE

Tableau 7 : Incertitudes et imprécisions sur la mesure de la fréquence de l'écho reçu

Afin d'être exploitables pour la modélisation des signaux, des représentations numériques doivent ensuite être associées aux variables linguistiques introduites dans ces tableaux. Ces représentations numériques peuvent prendre des formes très variées.

Dans le cas de l'imprécision due au trajet courbe, il peut s'agir d'un ensemble de paramètres caractéristiques des distributions de possibilité (intervalles représentant les supports, moyennes et écart-types des distributions, bornes d'intervalles flous), fixés ou proportionnels au signal.

Dans le cas de l'incertitude liée aux trajets multiples, l'exploitation de ces variables linguistiques semble plus complexe. De nombreux traitements et de multiples interprétations sont envisageables. Un exemple est donné pour illustrer une façon de traiter ce problème sur la distance robot / cible. On suppose que le signal reçu est un mélange de signaux correspondants aux trajets directs et réfléchis sur la surface et le fond.

- Si le contexte est « Grand fond » alors l'incertitude est « TRES FAIBLE ». L'information pertinente à extraire du signal est essentiellement le temps de trajet direct. L'action est donc de traiter le signal pour en extraire le pic de rapport signal sur bruit maximal, et d'en déduire une distribution de possibilité unimodale représentant ce temps de propagation qui permettra de déduire ensuite une distance robot / cible (cf partie gauche de la Figure 20).

- Si le contexte est « Loin et Petit fond » alors l'incertitude est « GRANDE ». Cette fois, il est prudent de considérer comme pertinente l'information contenue dans tout le signal. Comme le montre la figure suivante, une distribution de possibilité multimodale peut être déduite directement du signal par une transformation qu'il reste à définir. Ainsi, la distance robot / cible sera un ensemble de valeurs plus ou moins possibles (cf partie droite de la Figure 20).

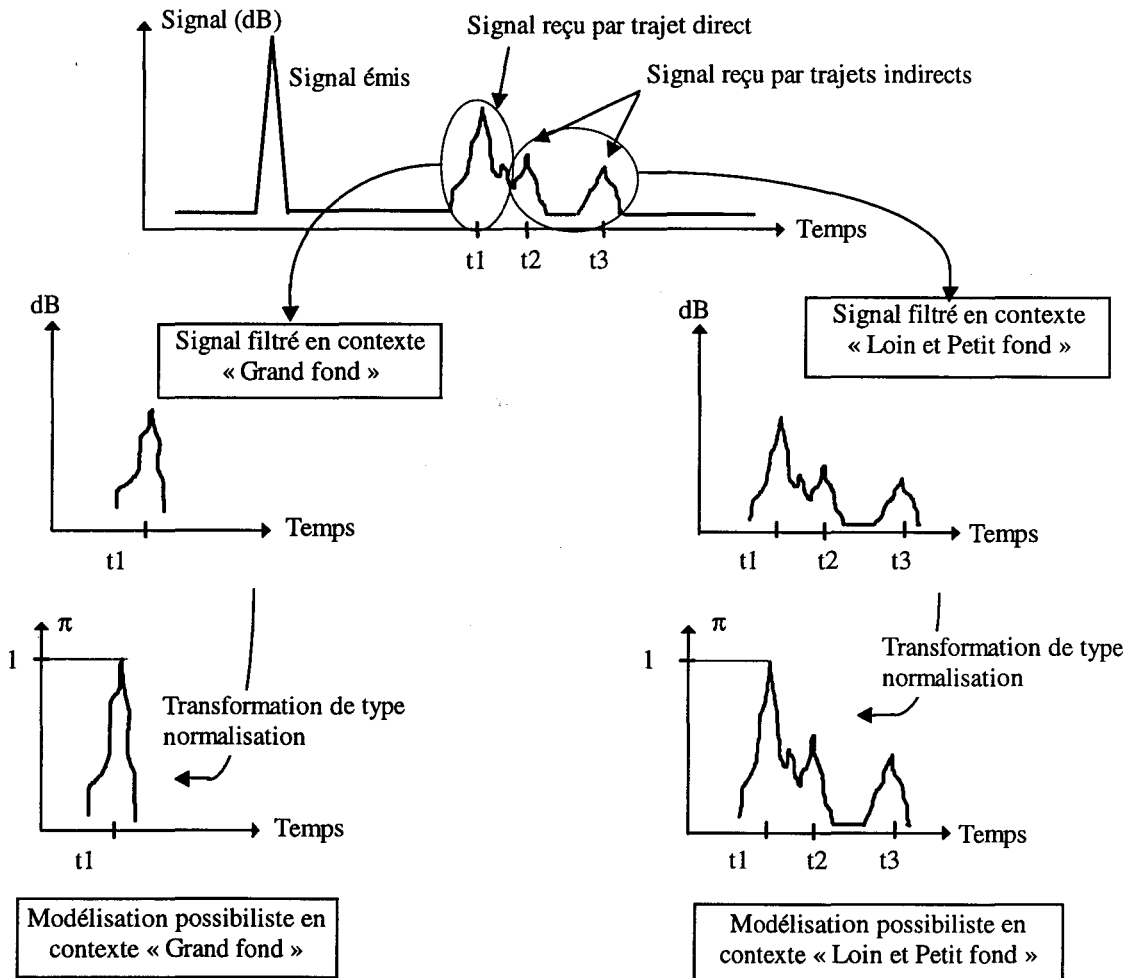


Figure 20 : Incertitudes sur la mesure de la distance torpille / cible

Cette figure montre la liaison sémantique existant entre les distributions de possibilités et les signaux *analogiques*. Il est possible de préserver l'intégralité de l'information en évitant des seuillages arbitraires dès le début de la chaîne de traitement. C'est la philosophie des traitements possibilistes.

4.3.1.2. Modélisation de connaissances *a priori*

La connaissance experte peut aussi être utilisée pour modéliser des connaissances *a priori*. La théorie des possibilités est un cadre bien adapté à l'expression de telles connaissances, étant donné la subjectivité et le vague qui les caractérisent. Deux exemples permettent d'illustrer l'expression d'une connaissance experte sur la valeur d'un paramètre de bas niveau -l'état de la mer-, et d'une connaissance relative à l'appartenance d'un objet à une classe.

4.3.1.2.1. Modélisation de l'état de la mer

Pour mener à bien sa mission, la torpille a besoin de connaître certains paramètres physiques qu'elle ne peut pas mesurer. L'utilisateur lui fournit alors une valeur *a priori*. C'est notamment le cas du niveau spectral de bruit ambiant (NA) dont la connaissance est indispensable pour calculer les domaines de portée du SONAR¹²⁰, mais dont l'évaluation se fait par estimation de l'état de la mer, c'est-à-dire de son niveau d'agitation.

Ainsi, compte-tenu de la subjectivité des observations liées à l'état de la mer, des experts du CTSN ont choisi de caractériser les valeurs du niveau spectral de bruit ambiant par l'intermédiaire de valeurs moyennes et d'encadrements de ces dernières, définis subjectivement¹²¹. Cette connaissance est exprimée dans le tableau suivant pour un état de la mer « d'environ mer 3 ».

Etat de la mer	Valeur minimale de NA (dB)	Valeur « moyenne » de NA (dB)	Valeur maximale de NA (dB)
Mer 1	43	53	59
Mer 2	53	59	63
Mer 3	59	63	66
Mer 4	63	66	67
Mer 5	66	67	68
Mer 2 à 3	53		66
Mer 3 à 4	59		67
Mer 1 à 3	43		66
Mer 3 à 5	59		68
Mer 2 à 4	53		67
Mer 1 à 5	43		68

Tableau 8 : Expression de la connaissance experte

Un tel tableau permet de traduire numériquement les différentes expressions linguistiques traduisant l'état de la mer : environ 3, au moins mer 3, mer 2 à 3...

La modélisation sous forme de distributions de possibilité se fait par empilement des différents intervalles. La connaissance experte permet rarement d'exprimer le niveau de possibilité accordé à chacun de ces intervalles ou la forme de la distribution. Elle permet uniquement de les ordonner relativement du plus au moins possible, selon une échelle définie par le nombre de niveaux de précision fourni dans le tableau.

¹²⁰ Le calcul du domaine de portée du système SONAR est une application de l'équation du SONAR.

¹²¹ Chiffres issus du rapport interne de la DGA, n°072176 ETLD du 15 juin 1992 : P.Y. Arquès, J.Y. Morin, Exemples d'application des relations non déterministes du SONAR

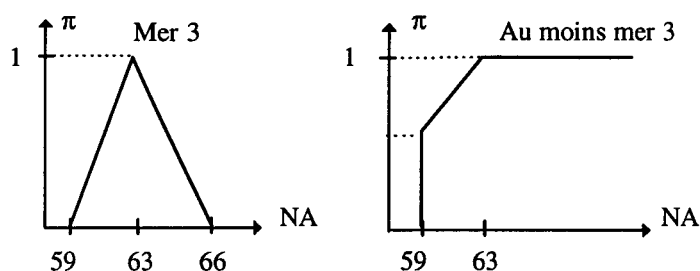


Figure 21 : Traduction de la connaissance experte

Bien qu'il soit acquis que la « forme » des sous-ensembles flous utilisés en contrôle flou ait peu d'effet sur les performances du contrôleur, il faudrait étudier l'importance de cette méconnaissance sur le résultat final d'un système flou de classification.

4.3.1.2.2. Modélisation de la longueur d'une cible inconnue

Pour gérer les phénomènes d'incomplétude, c'est-à-dire d'indisponibilité d'une mesure pendant un certain laps de temps, la torpille peut avoir besoin d'informations *a priori* de plus haut niveau. Ce cas de figure est traité à travers un exemple rencontré dans le cadre du simulateur de classification du CTSN. Il s'agit dans cet exemple d'évaluer un critère de classification, alors même que l'un des paramètres dont dépend ce critère est indisponible.

Le critère choisi est l'*index de réflexion* de l'objet présent dans la scène (noté $\mathcal{R}\mathcal{E}$). On supposera que cet index ne dépend que de l'*inclinaison* i de l'objet. L'index de réflexion d'un sous-marin, par exemple, varie selon la loi représentée en Figure 22¹²².

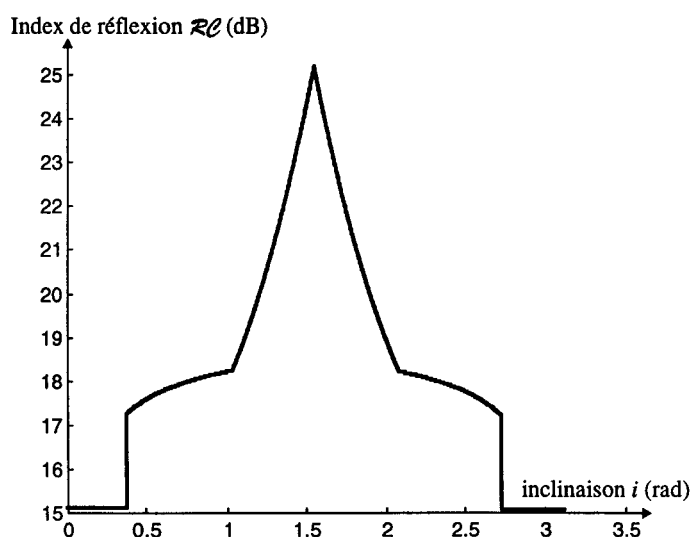


Figure 22 : Evolution de l'index de réflexion en fonction de l'inclinaison de l'objet

¹²² Vidoret P., *Op. cit.*, p. 26

Deux phases sont à distinguer, selon la distance séparant la torpille de l'objet.

- « Au près » (Figure 23) :

La torpille est près de l'objet, les mesures d'azimut θ_1 et θ_2 sont accessibles, car elles sont supérieures à la résolution angulaire des voies ¹²³. L'inclinaison est calculable, puisque la longueur peut être déduite par trigonométrie.

$$i = \arccos\left(\frac{d_2 \cos \theta_2 - d_1 \cos \theta_1}{L}\right) \quad \text{Formule 1}$$

$$\text{avec } L = \sqrt{d_1^2 + d_2^2 - 2d_1d_2 \cos(\theta_1 + \theta_2)}$$

- « Au loin » (Figure 23 bis) :

Cependant, il est intéressant de pouvoir évaluer i lorsque la torpille est « au loin », c'est-à-dire lorsque les mesures d'azimut θ_1 et θ_2 sont inaccessibles, car elles sont inférieures à la résolution angulaire des voies formées. Dans ce cas, l'inclinaison et par conséquent le critère $\mathcal{R}\mathcal{C}$ sont donc en principe incalculables, puisque la longueur ne peut être déduite par trigonométrie.

$$i = \arccos\left(\frac{d_2 - d_1}{L}\right) \quad \text{Formule 1bis}$$

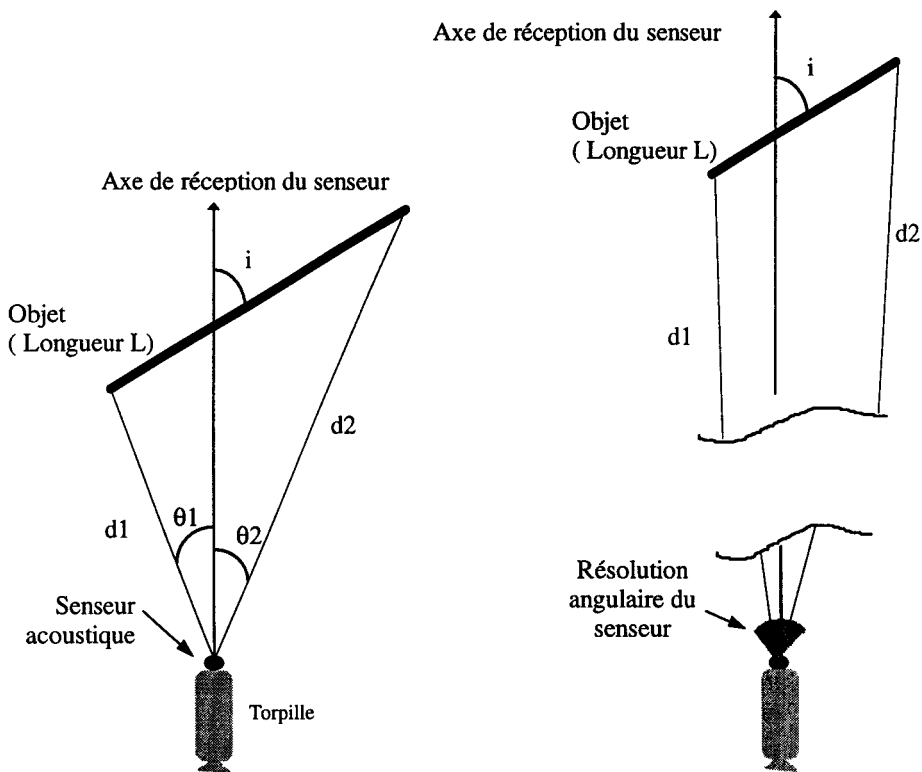


Figure 23 et Figure 23 bis : Evaluation de l'inclinaison d'un objet « au près » et « au loin »

¹²³ La formation de voies sur une antenne de transducteurs SONAR peut être réalisée par déphasage, retards temporels ou par FFT. Vidoret P., *Op. cit.*, p. 42

Lorsque la torpille est loin de l'objet, l'information nécessaire au calcul de $\mathcal{R}\mathcal{C}$ est donc *incomplète* : il y a une inconnue. Cependant, les classes d'objets que la torpille est susceptible de rencontrer sont connues *a priori* et, avec elles, les longueurs approximatives des objets. On suppose que L peut prendre N valeurs approximatives L_j dépendantes de la classe H_j de l'objet (N est égal à 2 dans l'exemple choisi). Cette information est modélisée par une distribution multimodale π_L dont un exemple est représenté en Figure 24, et elle est définie comme l'union des N distributions de possibilité $\pi_{L|H_j}$, modélisant les N longueurs approximatives L_j .

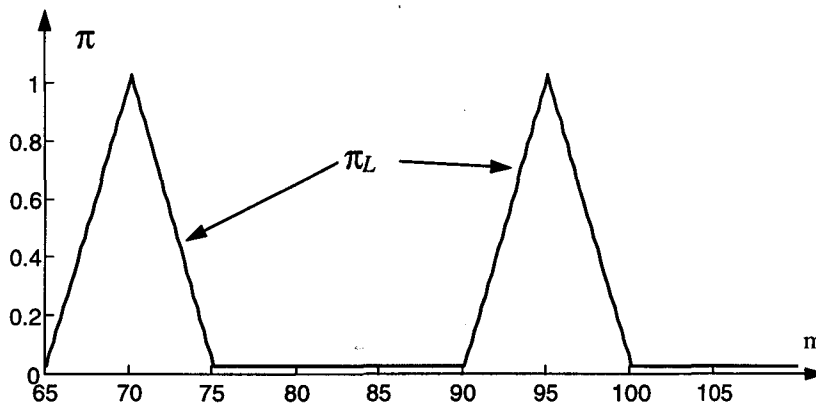


Figure 24 : Distribution de possibilité a priori de L (au loin)

Cette figure traduit le fait que la torpille peut avoir à atteindre un objet de la classe I, soit par exemple un bâtiment d'environ 70 mètres de long, ou un objet de la classe II d'une petite centaine de mètres. L'intérêt de cette évaluation *a priori* est de pouvoir fournir plus tôt au module de classification les informations nécessaires afin d'accélérer la prise de décision.

Ainsi les connaissances expertes permettent une quantification des imperfections. Bien entendu, cette quantification est subjective car elle est liée au jugement humain. Cependant, l'approche possibiliste est moins sensible à la subjectivité que l'approche probabiliste, car elle génère des intervalles de probabilités au lieu de simples probabilités. Un autre avantage des possibilités est d'être compatible avec des données statistiques, si elles devenaient disponibles.

4.3.2. L'apprentissage statistique

Une connaissance statistique classique, décrite par des distributions de probabilités peut être utilisée pour définir des distributions de possibilités en considérant ces dernières comme des intervalles de confiance, empilés à des niveaux de certitude décroissants.

Cette distribution peut s'interpréter comme un empilement d'intervalles classiques I_a définis par $[\omega_0 - a, \omega_0 + a]$, emboîtés les uns dans les autres à des niveaux de confiance λ_a décroissants, comme le montre la Figure 25.

Une telle distribution permet donc de considérer plusieurs « intervalles d'erreur », à plusieurs niveaux de confiance variant continûment entre 0 et 100%, pour réduire la part d'arbitraire (du choix classique de 95%) et affiner la représentation. Ainsi tous les points de vue sur la mesure pourraient être exprimés :

- optimiste : « la valeur fournie est absolument exacte »,
- pessimiste : « la valeur fournie peut être la plus mauvaise qu'on puisse envisager ».

C'est ce que reflète le tableau classique présenté ci-dessous, où σ est un écart-type et ω_0 une valeur moyenne de loi gaussienne.

Intervalle	Niveau de confiance (%)
ω_0	0
$[\omega_0 - \sigma/2, \omega_0 + \sigma/2]$	38.3
$[\omega_0 - \sigma, \omega_0 + \sigma]$	68.3
$[\omega_0 - 2\sigma, \omega_0 + 2\sigma]$	95.4
$[\omega_0 - 5\sigma, \omega_0 + 5\sigma]$	99.999

Tableau 9 : Empilement des intervalles d'erreur

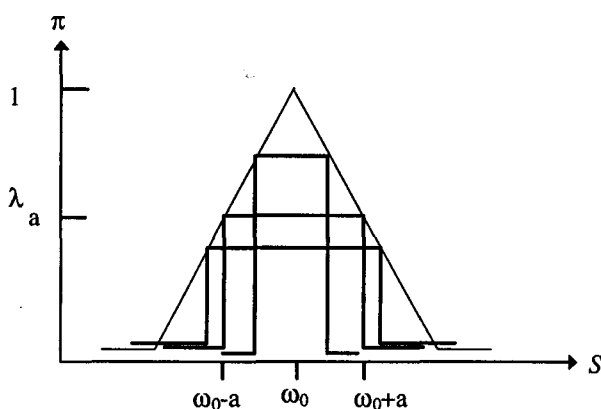


Figure 25 : Intervalles I_a emboîtés

La construction d'une distribution de possibilité peut donc être menée dans le même esprit que celle d'une densité de probabilité, à l'exception près que l'existence ou non d'une expression analytique de π est sans importance pour la suite des traitements.

Lorsque l'information est disponible sous la forme d'un histogramme de probabilités, la littérature fournit des transformations probabilités / possibilités ¹²⁴ permettant, entre autres, d'adapter l'information disponible afin de la rendre cohérente avec les axiomatiques respectives des théories, principalement en ce qui concerne les aspects de normalisation.

Il existe de nombreuses transformations ¹²⁵, mais deux seulement sont présentées ici, par souci de concision.

¹²⁴ Dubois D., Prade H., Sandri S., On possibility / probability transformation, in R. Lowen and M. Roubens eds, fuzzy logic, Kluwer Academic Publishers, Netherlands, 1993, pp. 103-112

¹²⁵ Klir G.J., Parviz B., On probability-possibility transformations, Proc. of NAFIPS'92, NASA conf. publ. 10112, vol. 2, 1992, pp. 598-607

4.3.2.1. Les transformations probabilité / possibilité

Une distribution de probabilité p est attachée à des situations S_i et ordonnée de façon décroissante :

$$p = (p_1, p_2, \dots, p_n).$$

La distribution de possibilité correspondant à cette information est notée π :

$$\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n).$$

La distribution p est normalisée par rapport à la somme des événements, elle doit vérifier la propriété suivante :

$$p_1 + p_2 + \dots + p_n = 1.$$

La théorie des possibilités n'impose, quant à elle, qu'une normalisation vis-à-vis de l'événement le plus possible, la distribution π doit simplement vérifier la propriété suivante :

$$\pi_1 = 1.$$

4.3.2.1.1. Première transformation ¹²⁶

$$\pi_i = \frac{p_i}{p_1} \quad \text{Formule 2}$$

$$p_i = \frac{\pi_i}{\pi_1 + \pi_2 + \dots + \pi_n} \quad \text{Formule 3}$$

4.3.2.1.2. Seconde transformation ¹²⁷

$$\pi_i = \sum_{j=1}^n \min(p_i, p_j) \quad \text{Formule 4}$$

$$p_i = \sum_{j=1}^n \frac{(\pi_j - \pi_{j+1})}{j} \quad \text{Formule 5}$$

4.3.2.2. Modélisation de la longueur des cibles connues

Un exemple préfigurant une application de type « classification de cibles sous-marines » peut être présenté pour illustrer ces transformations. Il s'agit d'évaluer, pour différentes classes de sous-marins, la distribution de possibilité de leurs caractéristiques relatives (déplacement, longueur, vitesse maximale en plongée, nombre d'arbres...) afin de définir des prototypes. Pour ce faire, un bilan comptable des bâtiments armés dans le monde est réalisé à partir de la littérature ouverte.

¹²⁶ Klir G.J., Parviz B., On probability-possibility transformations, Proc. of NAFIPS'92, NASA conf. publ. 10112, vol. 2, 1992, pp. 598-607

¹²⁷ Dubois D., Prade H., Fuzzy sets and statistical data, European Journal of Operations Research, 25, 1986, pp. 345-356

Un histogramme est établi pour deux classes d'intérêt de cibles : classe II et classe I.

Longueur des bâtiments de la classe II	100 m	115 m	130 m	135 m	155 m	170 m	autres
Nombre de bâtiments	26	8	75	18	16	5	0

Tableau 10 : Histogramme des longueurs de la la classe II calculé sur une base de 148 bâtiments

Longueur des bâtiments de la classe I	70 m	75 m	80 m	85 m	90 m	95 m	100 m
Nombre de bâtiments	4	5	6	26	37	21	6
Longueur des bâtiments de la classe I	105 m	110 m	115 m	125 m	autres		
Nombre de bâtiments	11	35	5	5	0		

Tableau 11 : Histogramme des longueurs de la classe I calculé sur une base de 161 bâtiments (l'échantillon comporte 165 bâtiments mais 4 ont des longueurs inconnues)

Après normalisation, les histogrammes suivants sont obtenus :

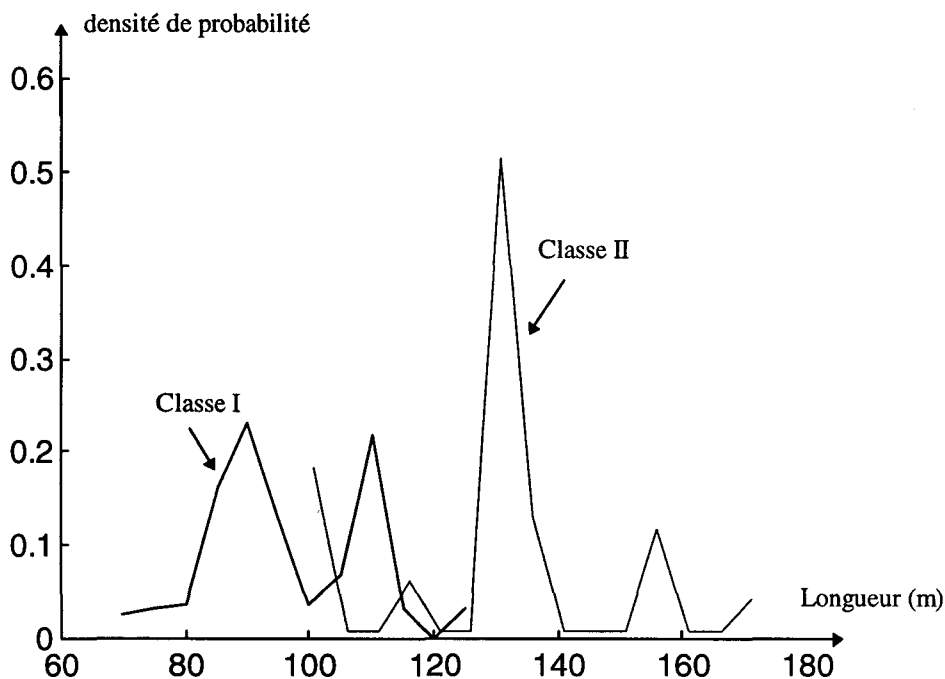


Figure 26 : Densités de probabilités conditionnelles sur les longueurs

En appliquant la Formule 2 ou la Formule 4, les densités précédentes deviennent des distributions de possibilités :

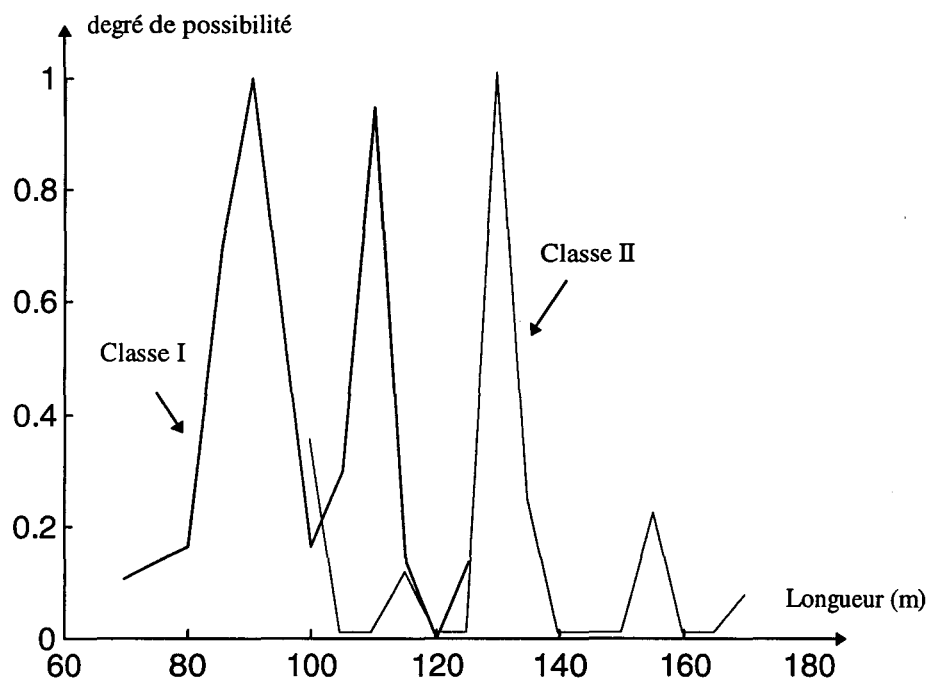


Figure 27 : Distributions de possibilité selon la définition 1

Les deux figures suivantes montrent les différences existant entre les résultats obtenus par les Formule 2 et Formule 4.

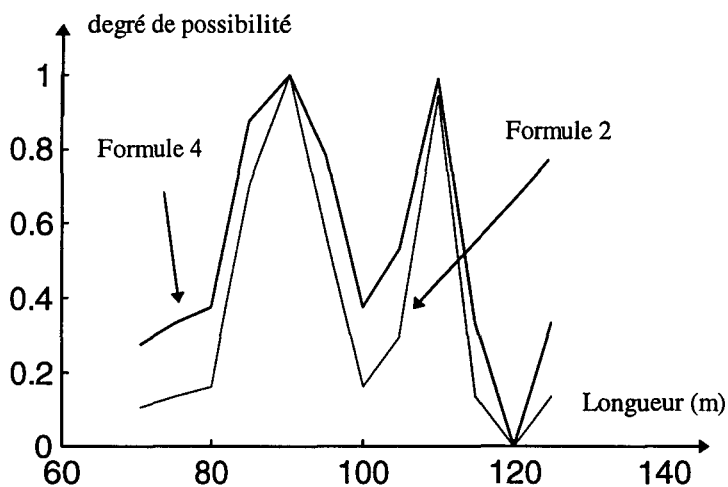


Figure 28 : Comparaisons sur la classe I des Formule 2 et Formule 4

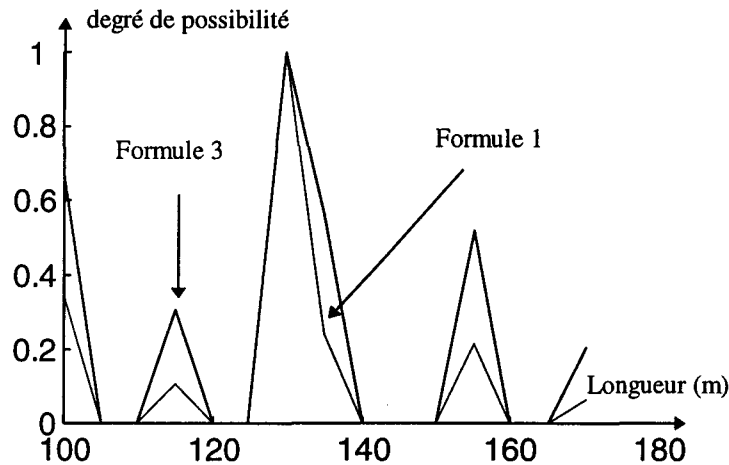


Figure 29 : Comparaisons des formules 1 et 3 sur la classe II

Ces transformations heuristiques sont définies en vue d'une application particulière, afin de mettre en évidence certaines caractéristiques de l'information. Elles ne sont donc pas équivalentes comme le montrent les deux figures précédentes mais permettent néanmoins d'appréhender sous forme possibiliste une incertitude de type fréquentiel. Elles permettent le remplacement des connaissances subjectives par des connaissances objectives.

4.4. Conclusion

Des exemples appliqués à la robotique sous-marine ont tenté d'illustrer succinctement la méthodologie à suivre pour mener à bien la modélisation des imperfections. Ils ont montré que la théorie des possibilités permet de modéliser, dans un formalisme unique, des informations hétérogènes sur le plan qualitatif et sémantique. Des mesures sensorielles tout comme des informations *a priori* peuvent être représentées par des distributions de possibilité. Ces dernières, en tant qu'objet mathématique, ont plusieurs interprétations : elles peuvent être vues comme des intervalles empilés à des niveaux de confiance décroissants ou comme la donnée d'un intervalle de probabilités. La première interprétation permet de dire qu'elles sont plus informatives et moins arbitraires que de simples intervalles d'incertitude, la seconde revient à considérer les probabilités comme trop informatives et trop arbitraires, vu la qualité des informations, et prend donc le parti de manipuler des probabilités imprécises.

La théorie des possibilités est donc, en tant qu'outil de modélisation de l'imperfection, un compromis entre les intervalles d'incertitude et les probabilités. Elle est plus souple dans son axiomatique que les probabilités, et plus informative que les intervalles.

Par ailleurs, elle nécessite autant d'informations que celles utilisées pour quantifier les imperfections dans les autres formalismes. En effet, les distributions de probabilité subjective sont, en pratique, des lois gaussiennes définies à partir d'une valeur moyenne et d'un écart-type. Ces deux paramètres peuvent tout aussi bien définir une distribution de possibilité. La différence vient de la manière plus souple d'interpréter, puis d'exploiter ces informations à travers la chaîne de traitement et, notamment, lors de la phase de calcul flou.

5. L'évaluation des critères de classification

5.1. Introduction

L'imperfection des différentes informations ayant été modélisée par la définition de distributions de possibilité, ces données imparfaites vont pouvoir être propagées dans la chaîne de traitement. La première étape est l'évaluation des critères de classification à partir des mesures SONAR élémentaires. Il s'agit donc de généraliser les notions d'opérations arithmétiques et de fonction de \mathfrak{R}^n dans \mathfrak{R} aux distributions de possibilité. Cette étape est communément appelée « *calcul flou* » et n'a pas d'équivalent dans le domaine des probabilités.

Les critères à évaluer sont les grandeurs caractéristiques des objets susceptibles d'être rencontrés lors de la mission. Certains de ces critères sont de *bas-niveau*, c'est-à-dire du même niveau que les mesures. La distance entre un SONAR actif et un objet, par exemple, est simplement le quotient d'un temps de vol mesuré par la célérité de l'onde acoustique (estimée a priori, constante ou non...¹²⁸). Ce type de critère utilise des informations fraîchement modélisées, éventuellement disponibles sous forme analytique (distributions triangulaires, gaussiennes...).

D'autres critères sont de plus *haut niveau*. Ils dépendent d'informations *a priori* ou fusionnées (cf chapitre 1 tableau 2 : *du signal... aux critères de classification*) et d'autres critères. Cette fois, les distributions ne sont plus systématiquement connues analytiquement, elles peuvent être concaves et ne sont donc plus des nombres ou intervalles flous¹²⁹. En effet, un expert peut exprimer son opinion par une distribution multimodale, s'il hésite entre plusieurs valeurs approximatives (cf Figure 30) et, dans le cas général, le résultat d'une fusion disjonctive ou adaptative de nombres flous n'est pas un nombre flou mais une quantité floue multimodale quelconque, comme le montrera le chapitre 4 (cf Figure 30bis).

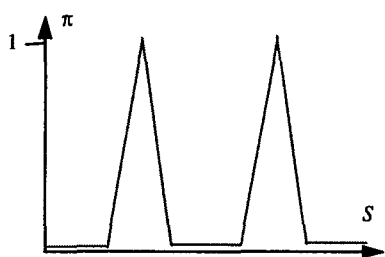


Figure 30 : Exemple de connaissance experte

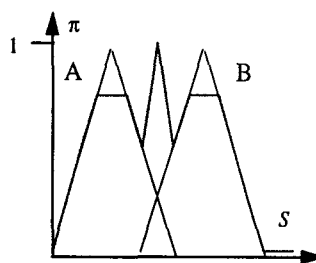


Figure 30 bis : Exemple de résultat de la fusion de deux nombres flous A et B

¹²⁸ Faure B., Goncalves D., Propagation acoustique en milieu océanique aléatoire, Quinzième colloque GRETSI, 18-21 sept. 95, pp. 837-840

¹²⁹ Bouchon-Meunier B., La logique floue et ses applications, Editions Addison-Wesley, 1995, p. 103

Cette non-assurance de convexité est un facteur important du choix de la méthode de calcul flou pour l'évaluation des critères de classification.

Tout d'abord, les deux méthodes possibles seront présentées ; leur capacité à traiter les problèmes de multimodalité des distributions et leur sensibilité aux bruits de calcul numérique seront comparées. La complexité algorithmique sera elle aussi abordée, afin d'évaluer l'applicabilité à l'évaluation des critères de classification de ces techniques souvent jugées lourdes au niveau calculatoire.

Ces deux méthodes ont donné lieu à la programmation de deux bibliothèques de fonctions floues. Elles sont utilisées, dans un premier temps, pour comparer les méthodes entre elles, puis pour développer les exemples des chapitres suivants.

Les propriétés mathématiques (conservées et perdues) de cette nouvelle « arithmétique » seront étudiées afin d'en déduire les précautions méthodologiques indispensables à la manipulation de quantités floues. Cette problématique trouve une application concrète dans la manipulation des relations non déterministes et sera appliquée à l'équation du SONAR.

5.2. Les méthodes de calcul flou

Les méthodes de calcul flou sont un moyen de propager l'imperfection des données à travers les fonctions mathématiques. A l'inverse des probabilités, cette propagation se fait de manière explicite, les algorithmes de calcul flou déterminant l'image de la quantité floue par la fonction. Ces méthodes se divisent en deux grandes familles qui seront décrites dans le principe et dans leur implantation sur des exemples inspirés du simulateur du CTSN.

5.2.1. Les différents algorithmes de calcul flou

Deux approches sont classiquement citées ¹³⁰ : les méthodes basées sur la décomposition des quantités floues en α -coupes ou le *principe d'extension* de L.A. Zadeh. La première permet de définir le calcul flou à partir de l'arithmétique des intervalles. Pour cela, la notion d' α -coupes est introduite et permet de faire le lien entre les distributions de possibilité et les intervalles ou ensembles classiques. L'autre approche est plus générale. Elle définit une « extension » de la notion de fonction appliquée à des quantités floues.

5.2.1.1. Les algorithmes basés sur la décomposition en α -coupes.

Pour ramener l'étude d'un nombre flou Q à celle des ensembles classiques (c'est-à-dire non flous), la notion d' α -coupe de Q est introduite.

Soit Q un nombre flou, son α -coupe est notée Q_α , et elle est définie par :

$$\begin{cases} Q_\alpha = \{\omega \in S / \pi_Q(\omega) \geq \alpha\} \\ \forall \omega \in S, \pi_{Q_\alpha}(\omega) = 1 \Leftrightarrow \pi_Q(\omega) \geq \alpha \end{cases}$$

¹³⁰ Une autre méthode de calcul flou a été proposée : Roger D., Lecomte J.M., A new arithmetic for fuzzy numbers, EUFIT'96, Aachen, Germany, 1996, pp. 173-177

Une α -coupe est donc un ensemble classique ¹³¹, composé des éléments ω dont le degré de possibilité est supérieur à α .

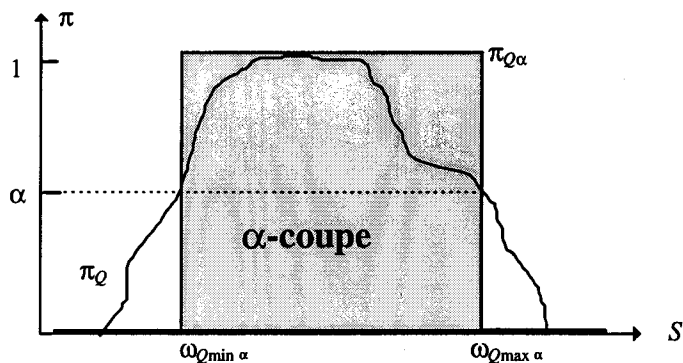


Figure 31 : Définition d'une α -coupe

Tout sous-ensemble flou peut être entièrement décrit à partir de ses α -coupes, selon le théorème de décomposition :

$$\forall \omega \in S, \pi_Q(\omega) = \sup_{\alpha \in]0,1]} [\alpha \cdot \pi_{Q_\alpha}(\omega)] \quad \text{Formule 6}$$

Cela revient à définir le sous-ensemble flou Q comme un empilement d'intervalles $[\omega_{Q \min \alpha}, \omega_{Q \max \alpha}]$ à différents niveaux α , compris entre 0 et 1. La confiance au niveau α sera $(1 - \alpha)$, en vertu du fait qu'une information est d'autant plus certaine qu'elle est vague ¹³².

En s'inspirant de ce principe, le calcul sur les intervalles développé par Moore peut être généralisé aux méthodes de calcul flou basées sur la décomposition en α -coupes ¹³³. Une méthode numérique est tout d'abord présentée, puis une méthode analytique, moins générale mais plus rapide, est exposée.

5.2.1.1.1. Méthode numérique

Dans cette méthode largement présentée dans la littérature ¹³⁴, le calcul possibiliste généralise le calcul sur les intervalles en l'appliquant à tous les niveaux α compris entre 0 et 1, avec un pas de discrétisation (dit « vertical » car suivant l'axe des α et idéalement fixé pour l'ensemble du problème). Ainsi, l'écriture est identique à celle proposée par Moore, un indice lui est simplement ajouté pour spécifier le niveau de confiance associé à l'intervalle.

¹³¹ La notion d' α -coupe de Q est introduite ici pour des nombres flous, c'est-à-dire des quantités floues unimodales. Dans le cas d'une quantité floue multimodale, une α -coupe pourrait être, selon la valeur de α , un ou plusieurs ensembles classiques composés des éléments ω dont le degré de possibilité est supérieur à α .

¹³² Exemple :

Question : « Quel est l'âge du Président de la République Slovène ? ». Supposons qu'un passant réponde soixante trois ans. Sa réponse est précise mais sans doute incertaine car qui connaît vraiment l'âge du Président de la République Slovène ? En revanche, si le passant répond la soixantaine, sa réponse sera moins précise mais plus certaine car presque tous les Présidents ont environ soixante ans.

¹³³ Moore R.E., Methods and applications of interval analysis, SIAM Studies in Applied Mathematics, Philadelphia, 1979

¹³⁴ Chang P.T., Lee E.S., Fuzzy arithmetics and comparison of fuzzy numbers, Fuzzy optimization: recent advances, M. Delgado, J. Kacprzyk, J.L. Verdegay, M.A. Vila editors, Springer Verlag, 1994
Kaufmann A., Gupta M.M., Fuzzy mathematical models in engineering and management science, North Holland, 1988

Toutes les opérations arithmétiques floues se définissent donc à partir des opérations sur les intervalles. A titre d'exemple, le produit de deux nombres flous Q et Q' est noté $Q \otimes Q'$ et se calcule grâce à la Formule 7 :

$$\forall \alpha \in [0,1], (Q \otimes Q')_\alpha = [\omega_{\min \alpha}, \omega_{\max \alpha}], \text{ avec :}$$

Formule 7

$$\begin{cases} \omega_{\min \alpha} = \min(\omega_{Q \min \alpha} \cdot \omega_{Q' \min \alpha}, \omega_{Q \min \alpha} \cdot \omega_{Q' \max \alpha}, \omega_{Q \max \alpha} \cdot \omega_{Q' \min \alpha}, \omega_{Q \max \alpha} \cdot \omega_{Q' \max \alpha}) \\ \omega_{\max \alpha} = \max(\omega_{Q \min \alpha} \cdot \omega_{Q' \min \alpha}, \omega_{Q \min \alpha} \cdot \omega_{Q' \max \alpha}, \omega_{Q \max \alpha} \cdot \omega_{Q' \min \alpha}, \omega_{Q \max \alpha} \cdot \omega_{Q' \max \alpha}) \end{cases}$$

La distribution $\pi_{Q \otimes Q'}$ est ensuite « reconstituée » par le théorème de décomposition :

$$\forall \omega \in S, \pi_{Q \otimes Q'}(\omega) = \sup_{\alpha \in [0,1]} [\alpha \cdot \pi_{Q \otimes Q'_\alpha}(\omega)] \text{ avec } \pi_{Q \otimes Q'_\alpha}(\omega) = 0 \text{ si } \omega \notin [\omega_{\min \alpha}, \omega_{\max \alpha}]$$

$$\text{et } \pi_{Q \otimes Q'_\alpha}(\omega) = 1 \text{ si } \omega \in [\omega_{\min \alpha}, \omega_{\max \alpha}]$$

L'application numérique ci-dessous illustre l'utilisation de cette méthode pour deux nombres flous Q et Q' :

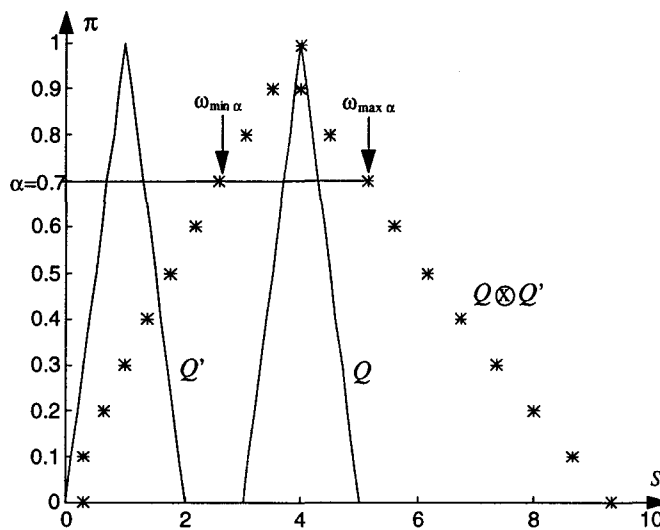


Figure 32 : Exemple de produit de nombre flous

Le calcul sur des intervalles ne s'applique qu'aux fonctions continûment croissantes (ou décroissantes)¹³⁵ ; pour le produit cette restriction apparaît dans la Formule 7. Le calcul du produit par lui-même du nombre flou « environ zéro » suffit à en montrer les raisons. La fonction « carré » n'étant ni continûment croissante, ni continûment décroissante sur un intervalle centré sur zéro, le résultat ne correspond pas à la réalité intuitive, à savoir que le carré d'un nombre est toujours positif.

¹³⁵ Moore R.E., *Op. cit.*, pp. 20-23

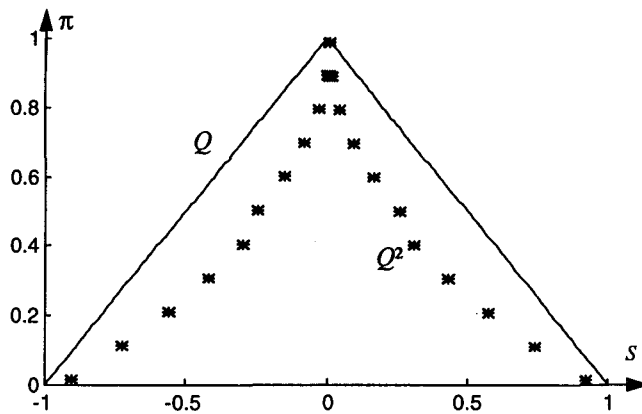


Figure 33 : Carré de « environ zéro » calculé par la Formule 2

Pour traiter ces cas particuliers, il faut définir une formule *heuristique* adaptée à chaque fonction. Ainsi, la Formule 8 permet un calcul du carré de Q , noté Q^2 , qui respecte l'intuition, comme en atteste la Figure 34 :

$$\forall \alpha \in [0,1], (Q^2)_\alpha = [\omega_{\min}, \omega_{\max}]_\alpha, \text{ avec : } \begin{cases} \omega_{\min} = \min(\omega_{Q_{\min}^2}, \omega_{Q_{\max}^2}) \\ \omega_{\max} = \max(\omega_{Q_{\min}^2}, \omega_{Q_{\max}^2}) \end{cases} \quad \text{Formule 8}$$

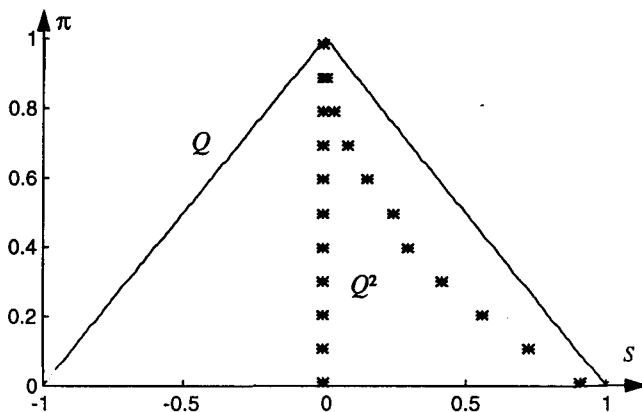


Figure 34 : Carré de « environ zéro » calculé par la Formule 3

Certains auteurs utilisent cette méthode numérique en mode dégradé pour accroître l'efficacité des calculs. C'est le cas de Chen ¹³⁶ qui évalue la performance de missiles tactiques par calcul flou. Les différents critères d'évaluation des armes sont modélisés par des experts sous forme de sous-ensembles flous, ce qui semble pertinent, étant donné la subjectivité de ces jugements.

Les calculs flous ne sont menés qu'à deux niveaux d' α -coupes (0 et 1), c'est-à-dire sur un intervalle au niveau 0 et sur un point au niveau 1. La distribution est ensuite reconstituée à partir des trois points trouvés, le résultat est donc systématiquement un triangle.

Bien qu'extrêmement rapide, cette méthode dégradée est critiquable car les résultats ne sont qu'approximatifs. Sur l'exemple de la Figure 34, Q^2 serait considéré comme égal à Q ce qui représenterait une erreur maximale de 25% (au point d'inflexion en $\pi=0.4$). Cependant, dans

¹³⁶ S.M. Chen, Evaluating weapon systems using fuzzy arithmetic operations, Fuzzy Sets and Systems 77, 1996, pp. 265-276

l'application de Chen, cette approximation n'introduit aucune erreur dans la décision finale car la suite des traitements n'exploite que les deux niveaux 0 et 1.

5.2.1.1.2.Méthode analytique

L'un des avantages de la propagation des imperfections par calcul flou est l'inutilité de l'expression analytique des distributions pour pouvoir appliquer les algorithmes. Ce n'est pas le cas en probabilité, comme l'atteste le rôle particulier des distributions gaussiennes, les seules autorisant quelques simplifications. Cependant, lorsque les expressions analytiques des distributions de possibilités sont connues, des auteurs proposent de les utiliser pour accélérer les calculs ¹³⁷.

Exemple numérique :

Soit Q un sous-ensemble flou de forme triangulaire. Sa distribution de possibilité associée est

$$\text{définie par la fonction } \pi_Q: \forall \omega \in S, \pi_Q(\omega) = \begin{cases} \omega, & \text{si } x \in [0, 1] \\ -\omega + 2, & \text{si } \omega \in [1, 2] \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

Au niveau α , Q_α est un intervalle $[\alpha, -\alpha+2]$, c'est-à-dire un intervalle en x paramétré par un y et, par conséquent, d'après la Formule 8, Q^2 est l'intervalle $[\alpha^2, (-\alpha+2)^2]$. Ce résultat confirme l'impression donnée par la Figure 33 : le carré d'un nombre flou triangulaire est bien composé de deux branches de paraboles.

Dans la pratique, cette dernière méthode est, en général, peu intéressante, surtout dans l'optique où l'on cherche à évaluer n'importe quel critère de classification quelles que soient les formes prises par les distributions des paramètres dont il dépend.

De ces deux méthodes, la première est la plus générale, tout en restant peu coûteuse en temps de calcul. Néanmoins, cette « restriction » aux fonctions monotones est un inconvénient pour l'aspect programmation, puisqu'elle nécessite le développement d'un algorithme spécifique à chaque nouvelle fonction. L'autre méthode de calcul flou est à cet égard beaucoup plus générale puisqu'elle étend la notion de fonction aux quantités floues.

5.2.1.2.Le principe d'extension de Zadeh

Le principe d'extension de Zadeh a donc cet avantage d'être très général : toute fonction mathématique est extensible à la théorie des possibilités par une seule et même formule. De plus, cette dernière ne nécessite aucune hypothèse sur la forme des distributions, ce qui est très intéressant lorsqu'il faut manipuler des informations *a priori*, résultant d'une fusion ou de calculs précédents.

La contre-partie de cette généralité est un temps de calcul, en général, plus élevé qu'avec les méthodes s'appuyant sur les α -coupes. En effet, l'algorithme qui découle du principe d'extension fait appel à deux boucles imbriquées qui balayent tout le domaine de valeurs. Lorsque la fonction à étendre est injective, l'algorithme d'extension peut être réduit à une seule boucle.

¹³⁷ Chen S.J., Hwang C.L., Fuzzy multiple Attribute decision making. Methodes and applications, Lecture notes in economics and mathematical systems, Springer-Verlag, 1992, pp. 71-73
 Klir G.J., Fuzzy sets and fuzzy logic: theory and applications, Prentice Hall PTR, 1995, chap. 4

5.2.1.2.1. Définition générale du principe d'extension d'une fonction φ classique

Soient S et S' deux ensembles de référence.

Soit une fonction φ telle que $\begin{cases} \varphi: S \rightarrow S' \\ Q \mapsto Q' = \varphi(Q) \end{cases}$, avec Q et Q' deux quantités floues quelconques.

Si le nombre flou Q est défini par la distribution de possibilité π_Q alors :

$$\begin{aligned} \forall y \in S', \pi_{Q'}(y) &= \sup_{\{x \in S / y = \varphi(x)\}} \pi_Q(x), \text{ si } \varphi^{-1}(y) \neq \emptyset \\ \forall y \in S', \pi_{Q'}(y) &= 0, \text{ sinon.} \end{aligned} \quad \text{Formule 9}$$

Dans la Formule 9, la vérification de l'égalité $y = \varphi(x)$ nécessite une approximation. Les effets de cette dernière -essentiellement des phénomènes de bruits numériques- sont présentés dans le paragraphe suivant. Le principe d'extension est donc coûteux en calculs, puisque l'algorithme est constitué de deux boucles imbriquées sur x et sur y . Cependant, une simplification algorithmique est possible lorsque les fonctions φ sont injectives.

5.2.1.2.2. Définition du principe d'extension d'une fonction φ injective

En effet, lorsque la fonction φ à étendre est injective, il n'est plus utile de balayer deux fois le domaine S , puisque à chaque valeur de x correspond une seule et unique valeur de y .

Ainsi, avec les mêmes notations qu'auparavant, le principe d'extension s'écrit :

$$\begin{aligned} \forall y \in S', \pi_{Q'}(y) &= \sup_{\{x = \varphi^{-1}(y)\}} \pi_Q(x), \text{ si } \varphi^{-1}(y) \neq \emptyset \\ \forall y \in S', \pi_{Q'}(y) &= 0, \text{ sinon.} \end{aligned} \quad \text{Formule 10}$$

Dans le cas d'une fonction bijective, cette formule se simplifie encore :

$$\forall y \in S, \pi_{Q'}(y) = \sup_{\{x = \varphi^{-1}(y)\}} \pi_Q(x) = \pi_Q(\varphi^{-1}(y)) \quad \text{Formule 11}$$

De ces expressions découlent les formules permettant de généraliser les opérations arithmétiques classiques¹³⁸ sur le référentiel réel ($S=S'=\mathfrak{R}$) :

- Opérations unaires:

$$\text{Opposé : } \forall x \in S, \pi_{-Q}(x) = \pi_Q(-x)$$

$$\text{Inverse : } \forall x \in S, x \neq 0, \pi_{Q^{-1}}(x) = \pi_Q\left(\frac{1}{x}\right)$$

$$\text{Multiplication par un scalaire : } \forall x \in S, \lambda \neq 0, \pi_{\lambda.Q}(x) = \pi_Q\left(\frac{x}{\lambda}\right)$$

¹³⁸ Dubois D., Prade H., Théorie des possibilités : applications à la représentation des connaissances en informatique, Méthode + Programme, Masson, 1985

$$\text{Exponentielle : } \forall x \in S, \pi_{e^Q}(x) = \begin{cases} \pi_Q(\ln x), & x > 0 \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

- Opérations binaires (+ , - , x , /):

$$\forall z \in S, \pi_{Q \oplus Q'}(z) = \sup_{\{(x,y)/z=x+y\}} \min(\pi_Q(x), \pi_{Q'}(y))$$

$$\forall z \in S, \pi_{Q \ominus Q'}(z) = \sup_{\{(x,y)/z=x-y\}} \min(\pi_Q(x), \pi_{Q'}(y))$$

$$\forall z \in S, \pi_{Q \otimes Q'}(z) = \sup_{\{(x,y)/z=x*y\}} \min(\pi_Q(x), \pi_{Q'}(y))$$

$$\forall z \in S, \pi_{Q \oslash Q'}(z) = \sup_{\{(x,y)/z=x/y\}} \min(\pi_Q(x), \pi_{Q'}(y))$$

Sur le plan théorique, les deux formes du principe d'extension sont équivalentes. Sur le plan calculatoire, cependant, la Formule 10 ne nécessite pas d'approximation pour vérifier l'égalité $x = \varphi^{-1}(y)$ et ne sera donc pas sujette aux phénomènes de bruits numériques.

Les résultats théoriques des méthodes, s'appuyant sur la décomposition en α -coupes et du principe d'extension sont identiques. Cependant, leurs implémentations sont très différentes, et il semble donc intéressant de comparer ces algorithmes sur le plan pratique.

5.2.2. Implantation des algorithmes

La première différence en terme d'implantation concerne la complexité algorithmique. La seconde tient au mode de représentation des distributions associé à chacune des méthodes : le principe d'extension manipule des listes de degrés de possibilité (représentation verticale cf Figure 35) tandis que les méthodes basées sur les α -coupes manipulent des listes de bornes d'intervalles (représentation horizontale cf Figure 35 bis). Chaque mode de représentation possède un inconvénient : la représentation verticale est sujette à des phénomènes de bruits de calcul numérique, alors que la représentation horizontale n'est pas adaptée à la manipulation de quantités floues multimodales.

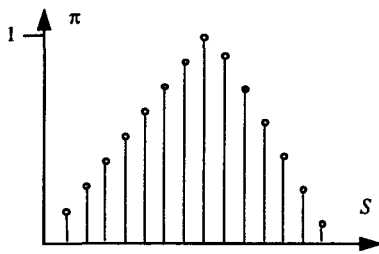


Figure 35 : Représentation verticale

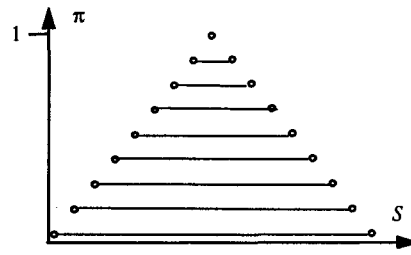


Figure 35 bis : Représentation horizontale

5.2.2.1. Comparaison des complexités algorithmiques

Il est intéressant, en premier lieu, de comparer les complexités algorithmiques des deux méthodes afin d'évaluer la faisabilité du calcul flou. En effet, les temps de calcul doivent bien évidemment être les plus courts possible mais pour une application temps-réel la prédictabilité des durées de calcul est aussi un point important.

Le Tableau 12 compare donc les complexités algorithmiques de la méthode de décomposition en α -coupes et des deux formes du principe d'extension de Zadeh. La fonction considérée est quelconque.

Méthode s'appuyant sur les α -coupes	Principe d'extension (formule générale)	Principe d'extension (fonction injective)
$2.m$	$m'.m''.n_R$	$m'.n_R$
m : nombre d' α -coupes (soit : 1/pas vertical)	m' et m'' : nombre de « points » utilisés pour la représentation des opérandes (soit tailles du support des opérandes/pas horizontal) n_R : <i>idem</i> pour le résultat de l'opération	

Tableau 12 : Complexités algorithmiques comparées des algorithmes de calcul flou

Pour expliciter ces différences, des comparaisons de temps de calcul seront faites ¹³⁹, bien évidemment à niveau de qualité comparable (qualité jugée visuellement cf Tableau 14).

Exemple numérique sur une opération à un opérande : « racine carré ».

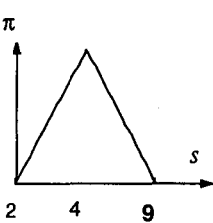
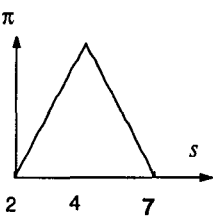
Opérande	Méthode des α -coupes	Principe d'extension
	0.11 s	0.11 s
	0.11 s	0.16 s

Tableau 13 : Influence de la taille du support sur le temps de calcul

Il est donc vérifié que les temps de calcul de la méthode s'appuyant sur les α -coupes ne dépendent pas de la taille du support de l'opérande alors qu'ils en dépendent dans l'autre méthode. Cela constitue un avantage en faveur des α -coupes pour une implantation en temps-réel, d'autant plus que leurs temps de calculs sont généralement plus faibles. De plus, cette méthode serait facilement parallélisable puisque les calculs aux différents niveaux n'interagissent pas.

Malgré tout, il existe des fonctions qui s'exécutent plus vite par le principe d'extension que par les α -coupes. C'est notamment le cas des fonctions dont la taille du « support résultat » est inférieure à celle des opérandes. Ainsi la fonction cosinus peut requérir un temps d'exécution

¹³⁹ Les temps de calcul exprimés sont relatifs à des calculs sur PC avec le logiciel Matlab (langage de programmation interprété). Ils ne doivent être considérés que relativement les uns aux autres et ne figurent en rien de réels temps d'exécution.

plus faible par le principe d'extension que par les α -coupes (0.06 s pour le principe d'extension contre 0.22 s pour les α -coupes pour un angle flou donné).

La différence de complexité entre les deux versions du principe d'extension est elle aussi vérifiée expérimentalement sur la fonction « carré » :

Opérande	Principe d'extension (version classique)	Principe d'extension (version injective)
	738.2 s (pas de discrétisation horizontale de 0.01)	2.3 s (pas de discrétisation horizontale de 0.01)

Tableau 14 : Comparaison des temps de calcul par les deux formes du principe d'extension

Ces résultats sont en accord avec le Tableau 12 :

- l'opérande est représenté par un tableau de taille de 400 et le résultat étant de taille 1600, la complexité de la version classique est donc $1600 \cdot 400 \cdot 400$,
- théoriquement la complexité de la version injective est $1600 \cdot 400$ puisqu'une boucle est supprimée.

Le gain théorique est donc un rapport 400. L'expérience met en évidence un gain de l'ordre de 320, soit du même ordre de grandeur que celui escompté.

5.2.2.2. Représentation horizontale versus représentation verticale

En terme de volume de code ou de nombre de paramètres à ajuster, les deux algorithmes de calcul flou sont très similaires. Le Tableau 15 présente les paramètres liés à la représentation que l'utilisateur doit fixer.

Méthode s'appuyant sur les α -coupes	Principe d'extension	Remarque
pas de discrétisation horizontale (axe S)	pas de discrétisation horizontale (axe S)	le pas est fixé idéalement une fois pour toute
pas de discrétisation verticale (axe π)		le pas est fixé idéalement une fois pour toute
	coefficient d'approximation dans le cas des fonctions non-injectives	le pas est difficile à fixer automatiquement

Tableau 15 : Paramètres à ajuster

Au delà de l'aspect « temps de calcul », le choix de l'algorithme de calcul flou peut être guidé par les spécificités des représentations numériques qui lui sont associées en ce qui concerne deux points particuliers : la gestion de la multimodalité des distributions et le bruit de calcul numérique.

5.2.2.2.1.Multimodalité

La multimodalité est caractérisée par la présence d'au moins une concavité sur le profil d'une distribution. Ce cas de figure peut se produire à l'issue d'une phase de fusion de données ou dans le cas de la modélisation par un expert d'un paramètre dont il sait qu'il peut prendre plusieurs valeurs approximatives. La représentation horizontale liée à la décomposition des quantités manipulées en α -coupes représente donc un inconvénient pour la gestion de la multimodalité. En effet, si les distributions sont multimodales, les α -coupes ne sont plus des intervalles mais des unions d'intervalles ; le calcul d'intervalles doit être étendu pour ce cas et la représentation numérique modifiée.

Cependant, les opérations étendues étant distributives par rapport à l'union ensembliste, les algorithmes de calcul flou s'appuyant sur les α -coupes restent néanmoins applicables lorsque les distributions sont des unions de distributions unimodales connues ¹⁴⁰. Dans l'hypothèse contraire, si les modes ne sont pas connus, une recherche de tous les minima locaux devra être menée par une méthode d'optimisation toujours coûteuse en temps de calcul.

La Figure 36 montre comment décomposer en plusieurs étapes le calcul flou d'une distribution de possibilité multimodale. Elle montre aussi que l'autre méthode de calcul flou, le principe d'extension de Zadeh, permet de manipuler directement des distributions multimodales sans problème de représentation numérique des quantités floues.

¹⁴⁰ Dubois D., Prade H., Fuzzy sets and systems : theory and applications, Mathematics in Science and Engineering, vol. 144, Academic Press, 1980, pp. 42-48

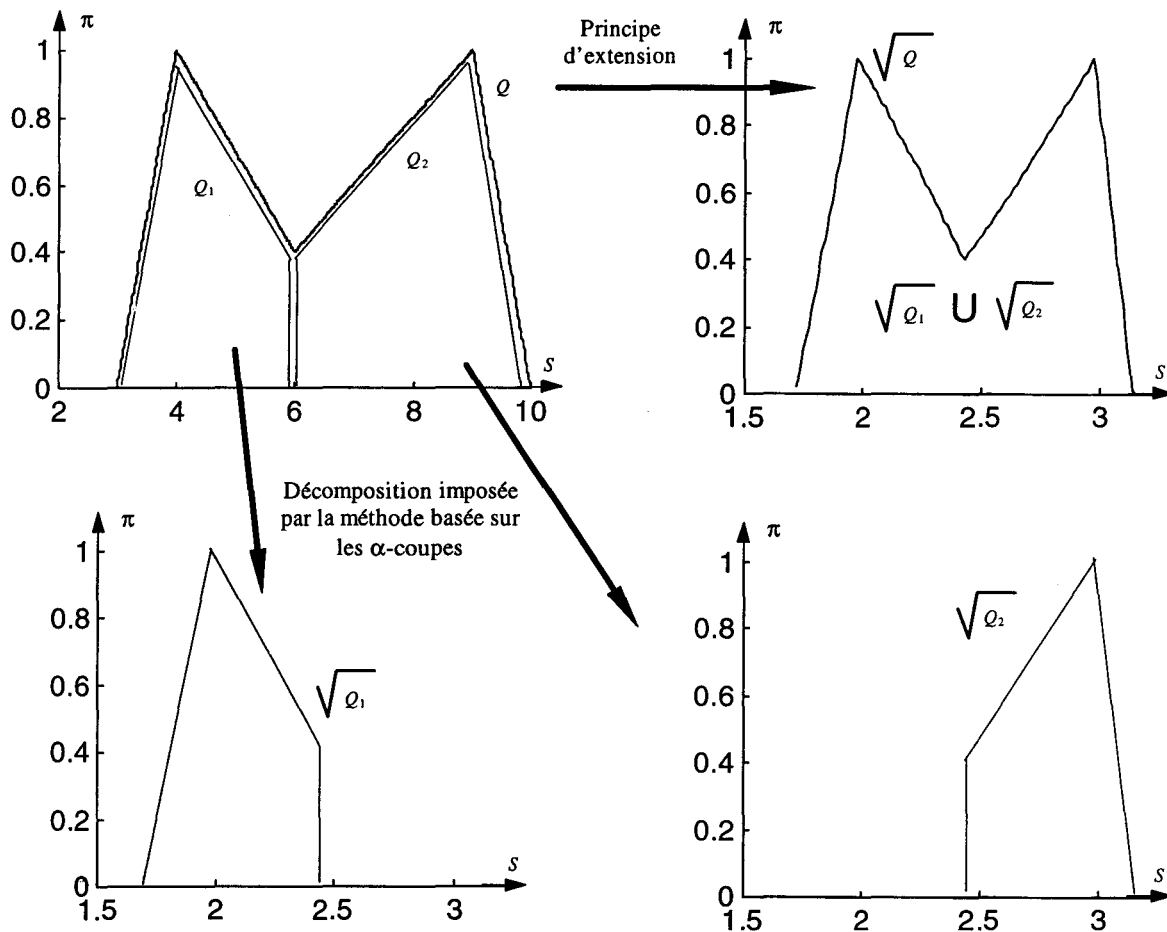


Figure 36 : Décomposition du calcul de la racine carré d'une quantité floue multimodale

Mais les deux algorithmes se distinguent aussi par leur sensibilité aux bruits de calcul numérique.

5.2.2.2. Bruits numériques

La méthode s'appuyant sur les α -coupes est une méthode discrète, la qualité du résultat est donc réglable directement par l'intermédiaire des deux pas de discrétisation horizontale et vertical.

Le principe d'extension suppose, quant à lui, des distributions de possibilité continues. En effet, théoriquement ¹⁴¹, la formule générale du principe d'extension n'est pas applicable au cas discret. En pratique, les distributions sont représentées sous forme discrète, la formule générale est donc quand même utilisée mais elle génère des erreurs de calcul traduites par des « marches d'escalier » sur la distribution résultante, phénomène appelé dans la suite « pas de résolution » ¹⁴². Ces dernières sont d'autant plus faibles que le pas horizontal est petit. Or le

¹⁴¹ Dubois D., Prade H., Fuzzy sets and systems : theory and applications, Mathematics in Science and Engineering, vol. 144, Academic Press, 1980, pp. 42-48

¹⁴² Le pas de résolution et le pas de discrétisation sont deux notions différentes. Alors que le pas de discrétisation est constant, le pas de résolution, défini comme la « largeur des marches d'escalier » sur le résultat, caractérise l'aspect de la distribution et varie dans de larges proportions. Le pas de résolution sera d'autant plus fin que l'égalité $y = f(x)$ sera satisfaite un grand nombre de fois sur le support des quantités floues. Or cette égalité a cent fois plus de chances d'être vérifiée avec des termes à n décimales qu'avec des termes à $n+1$ décimales. Le choix du nombre de décimales est donc un compromis entre la précision numérique des bornes des distributions et l'aspect de ces dernières.

temps de calcul est très sensible au choix du pas. Ce dernier sera donc dicté par la recherche d'un compromis *qualité / rapidité*. C'est un inconvénient de cette méthode.

L'exemple suivant compare les résultats obtenus par le principe d'extension dans les cas discrets et continus et montre que le moyen de s'affranchir de cette décroissance du pas de résolution est de rendre le phénomène négligeable en diminuant suffisamment le pas de discrétisation horizontale ¹⁴³.

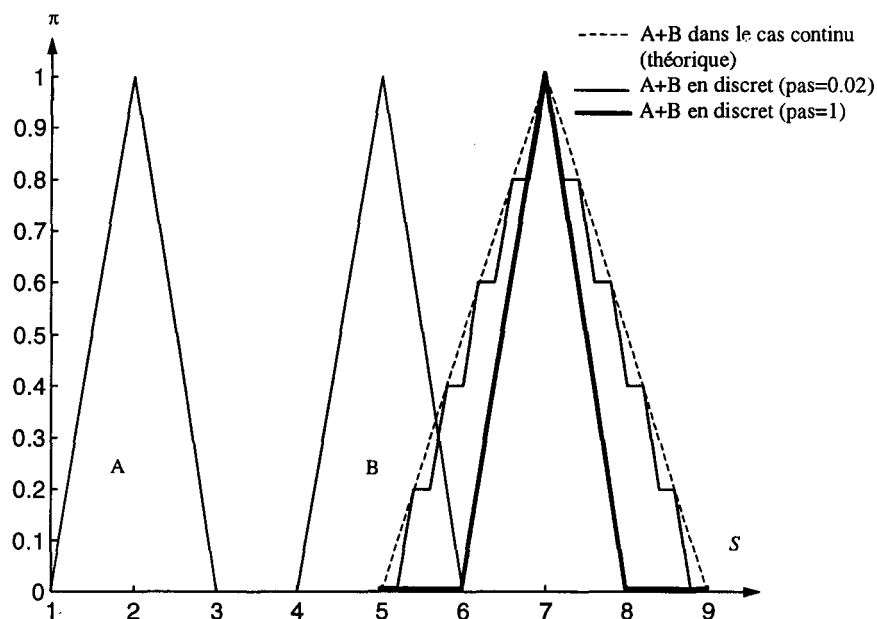


Figure 37 : Effet de la discrétisation sur le résultat

Lorsque la fonction est non-injective, l'application de l'algorithme général requiert un test d'égalité $y = \varphi(x)$, nécessitant l'ajustement d'un coefficient d'approximation k sans lequel ce test est à l'origine de bruits de calcul numérique importants ¹⁴⁴. Les phénomènes induits sont une décroissance du pas de résolution et / ou un bruit parasite sur le résultat.

La première conséquence d'un mauvais choix de ce coefficient est une perte de qualité sur la « distribution résultat ». Cet effet n'est pas négligeable et peut aller jusqu'à une perte de signification totale comme le montre la Figure 38.

¹⁴³ Delplanque M., Desodt A.M., Jolly D., Fuzzy calculus for robotic data processing : problems linked with implementation, EUFIT'96, Aachen, Germany, pp. 60-64

¹⁴⁴ Ce coefficient k est un coefficient multiplicateur multiple de 10 qui permet de sélectionner le nombre de décimales de x et de $\varphi^{-1}(y)$.

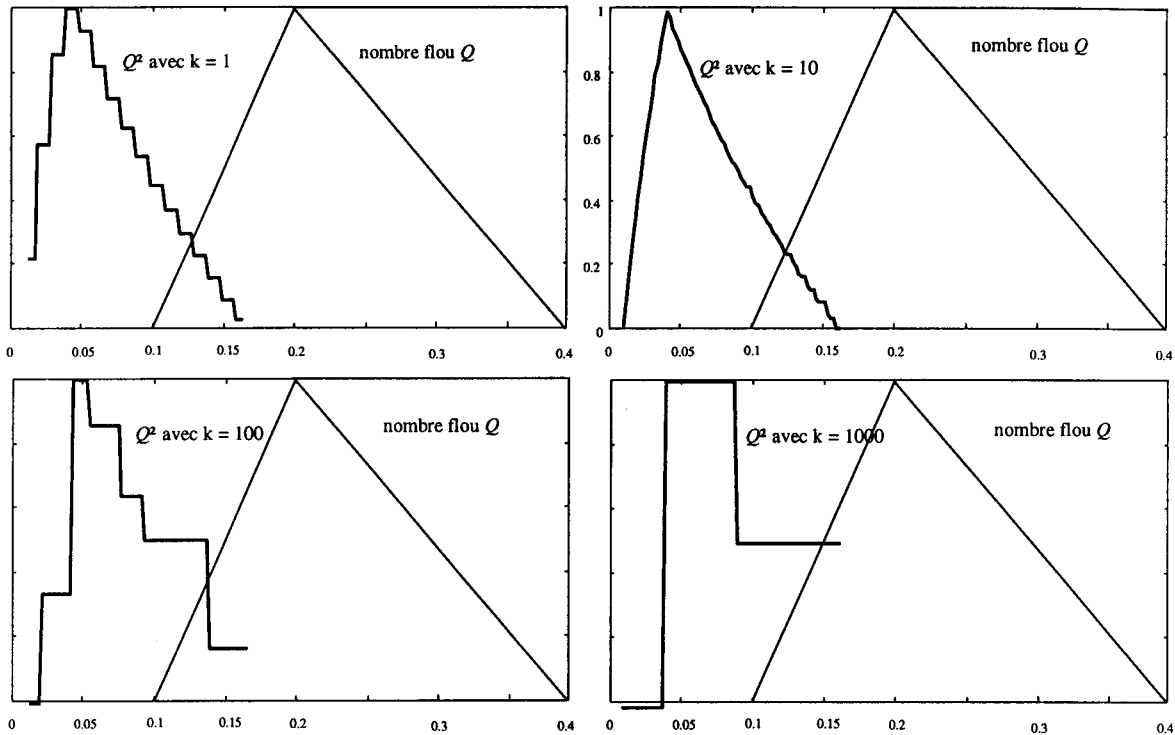


Figure 38 : Evolution de la qualité du résultat à différents niveaux d'approximation

Le meilleur résultat correspond à $k = 10$ (i.e. une décimale). Cependant, ce choix du coefficient dépend du pas de discrétisation horizontal choisi pour définir Q , comme le montre le Tableau 16. Il exprime la qualité visuelle des distributions de Q^2 par un nombre d'étoiles compris entre zéro et quatre (ce nombre est d'autant plus élevé que la courbe résultat a un aspect « lissé »).

Qualité visuelle de Q^2	$k = 1$	$k = 10$	$k = 100$	$k = 1000$
pas = 0.01	***	*		
pas = 0.005	**	*		
pas = 0.002	**		*	
pas = 0.001	**		***	*
pas = 0.0005	**		***	*

Tableau 16 : Evolution de la qualité en fonction du coefficient k et du pas de discrétisation horizontal

La valeur optimale de k varie donc selon le pas choisi. Cependant, en dessous d'une valeur seuil, k se stabilise (dans l'exemple ci-dessus, le pas doit être inférieur ou égal à 0.002). Par ailleurs, des expériences ont montré que, pour de faibles variations sur les bornes de Q , la valeur optimale de k pouvait aussi varier lorsque le pas n'est pas suffisamment fin.

Un autre phénomène parasite apparaît lorsque le coefficient k n'est pas bien réglé par rapport au pas horizontal. L'exemple présenté en Figure 39 le met en évidence pour le même calcul d'une fonction de type « carré » appliqué à un autre nombre Q .

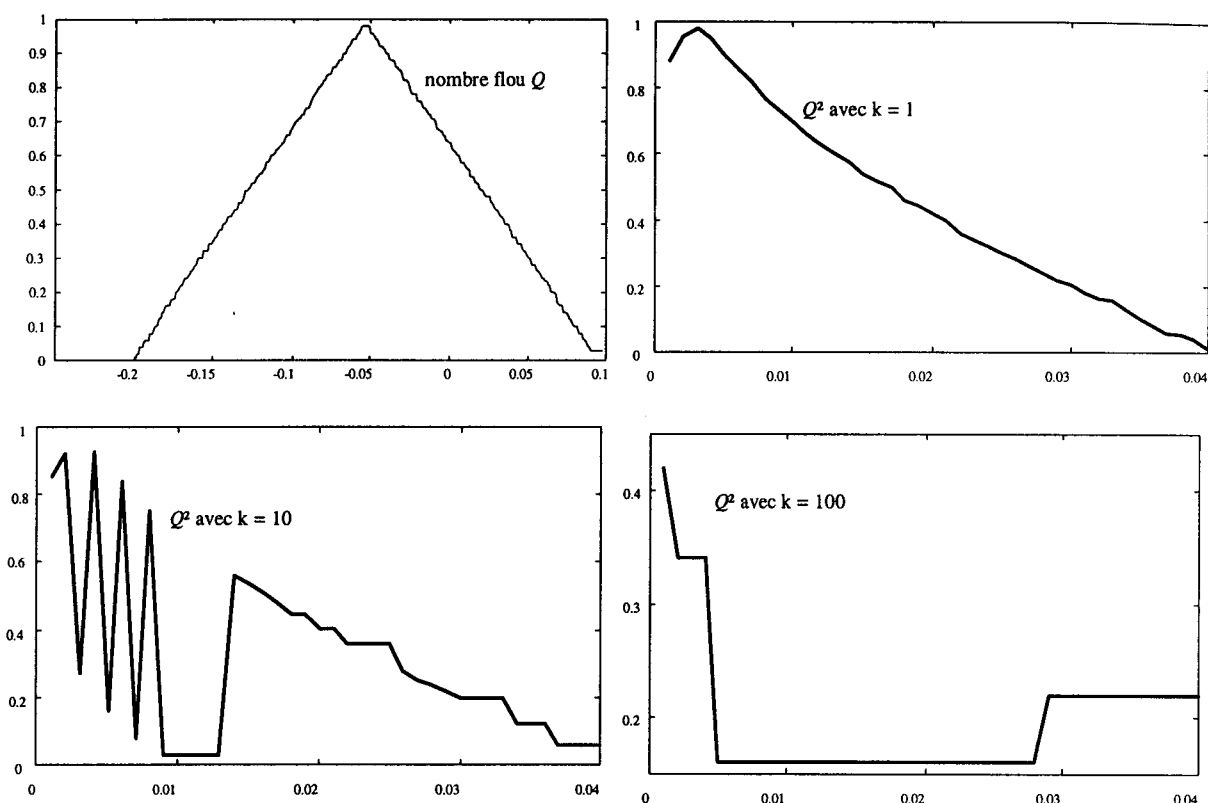


Figure 39 : Evolution de la qualité du résultat à différents niveaux d'approximation

En cas d'implantation d'une fonction par le principe d'extension, une attention particulière devra donc être apportée au choix du pas de discrétisation horizontal. Il semble en effet que ce soit le seul paramètre sur lequel l'utilisateur puisse agir pour s'affranchir de ces problèmes de bruits numériques.

Sauf exception, le principe d'extension génère donc des temps de calcul beaucoup plus longs et plus difficiles à prévoir que la méthode s'appuyant sur les α -coupes. Cependant, il ne nécessite pas la définition d'un algorithme spécifique pour chaque fonction à généraliser et permet la manipulation de distributions de formes quelconques. Cela reste l'avantage majeur de cette méthode dans l'optique d'un bouclage avec des informations en provenance des autres modules de la chaîne de traitement. D'un point de vue pratique, le développement de composants tels que les DSP ¹⁴⁵ devrait permettre d'appliquer ces algorithmes dans des applications de robotique mobile.

Ces algorithmes de calcul flou permettent donc de définir une « arithmétique floue » dont il semble nécessaire de vérifier les propriétés mathématiques.

5.3. Les propriétés mathématiques

Concrètement, il est indispensable de savoir quelles propriétés sont conservées afin d'en tirer les conclusions méthodologiques nécessaires. Après avoir passé en revue les propriétés mathématiques perdues, cette partie s'intéresse aux conséquences méthodologiques pour la manipulation des quantités floues et des équations floues.

¹⁴⁵ A titre d'exemple, on peut citer les performances du DSP C6201 de Texas Instruments : 1600 Mips. Ce composant est capable de calculer une FFT complexe de 1024 points en moins de 70 μ s ! Source : Instantanés Techniques, Revue trimestrielle des Techniques de l'Ingénieur, n°5, Mars 1997, pp. 41-42

L'équation du SONAR sert d'illustration. Cette équation fournit des résultats généralement entachés d'incertitudes importantes et inconnues. L'idée est donc, comme pour la chaîne de traitement de l'information de la torpille, de modéliser explicitement l'incertitude sur les paramètres de l'équation afin de la propager dans les calculs. Ainsi, il devrait être possible de connaître l'incertitude sur les paramètres inconnus extraits de l'équation par résolution.

5.3.1. Les propriétés « perdues »

Toutes les démonstrations concernant les propriétés des opérations étendues (essentiellement l'addition \oplus et la multiplication \otimes) peuvent être trouvées dans la littérature ¹⁴⁶.

Trois propriétés classiques de l'arithmétique sont vérifiées : la *commutativité*, l'*associativité* et l'*identité*. Soient Q , Q' et Q'' trois nombres flous définis sur S :

- $Q \oplus Q' = Q' \oplus Q$ et $Q \otimes Q' = Q' \otimes Q$ (commutativité)
- $(Q \oplus Q') \oplus Q'' = Q \oplus (Q' \oplus Q'')$ et $(Q \otimes Q') \otimes Q'' = Q \otimes (Q' \otimes Q'')$ (associativité)
- $Q = Q \oplus 0 = 0 \oplus Q$ et $Q = Q \otimes 1 = 1 \otimes Q$ (identité)

Par contre, la propriété de distributivité de la multiplication étendue par rapport à l'addition étendue n'est pas vérifiée. Elle est remplacée par une propriété plus faible, appelée *sous-distributivité*.

- $Q \otimes (Q' \oplus Q'') \subseteq Q \otimes Q' \oplus Q \otimes Q''$ (sous-distributivité)

Cette propriété s'explique simplement de manière intuitive. La relation précédente signifie en fait que le terme de droite est « plus flou » que celui de gauche. Ce résultat est naturel puisque l'imprécision de Q intervient dans deux opérations à droite et dans une seule à gauche. Cela a une conséquence pratique pour le calcul des critères de classification : il faudra toujours employer les formules les plus « compactes » possible afin de ne pas générer artificiellement de l'imprécision.

Enfin, l'ensemble des nombres flous réels n'a pas de structure de groupe vis-à-vis de l'addition et de la multiplication étendues car ces dernières ne possèdent pas d'élément symétrique.

- $Q \oplus (-Q) \neq 0$ et $Q \otimes (Q^{-1}) \neq 1$ (pas d'élément symétrique)

En fait, environ Q moins environ Q est égal à environ zéro et environ Q sur environ Q est égal à environ un.

Cette propriété perdue est lourde de conséquences pour la manipulation d'*équations floues*, ou plus généralement de *relations floues*. En effet, la transposition d'un terme d'un membre à l'autre s'accompagne d'une augmentation de l'imprécision puisqu'elle fait intervenir plusieurs fois l'imprécision du même nombre flou. Pour éviter cet effet, Dong ¹⁴⁷ propose une méthode de calcul flou combinatoire, basée sur la décomposition en α -coupes, qui ne prend en compte qu'une seule fois l'imprécision d'un nombre flou d'occurrence multiple. Pour ce faire,

¹⁴⁶ Dubois D., Prade H., Fuzzy sets and systems : theory and applications, Mathematics in Science and Engineering, vol. 144, Academic Press, 1980, chap. 2
Klir G.J., *Op. cit.*

¹⁴⁷ Dong W., Wong F.S., Fuzzy weighted averages and implementation of the extension principle, Fuzzy Sets and Systems 21, 1987, pp. 183-199

l'auteur se réfère à la version de 1966 de l'ouvrage de Moore ¹⁴⁸ sur l'analyse d'intervalles. Cette méthode amènerait donc Dong à conclure à l'existence d'éléments symétriques pour l'addition et la multiplication étendues, ce que nie la version datant de 1976 du même ouvrage...

5.3.2. Conséquences pratiques pour l'équation du SONAR « floue »

Dans le domaine de la détection sous-marine, l'équation du SONAR est couramment utilisée en conception et évaluation de performances des systèmes SONAR. Une définition succincte en sera donnée dans cette partie avant d'introduire la problématique des équations floues du SONAR.

5.3.2.1. Définition de l'équation du SONAR

Une définition complète des différentes équations du SONAR ainsi que de leurs paramètres respectifs pourra être trouvée dans les références ¹⁴⁹. Très grossièrement, l'équation du SONAR s'exprime en fonction de quantités évaluées en décibels sous la forme :

$$R = S - B + G$$

où l'on note :

- R le rapport signal-sur-bruit du système,
- S le niveau de signal à l'entrée,
- B le niveau de bruit à l'entrée,
- G le gain du système de traitement.

Cette équation est valide dans les conditions d'emploi assurant l'égalité des deux membres. L'équation du SONAR est généralement utilisée, de manière classique, de l'une des deux façons suivantes :

1. En *mode direct* : des conditions d'emploi étant fixées, on en déduit le *rapport signal-sur-bruit* associé R , et donc la performance attachée aux conditions d'emploi en terme de *probabilité de détection* et de *fausse alarme*.
2. En *mode comparatif* : une performance particulière c'est-à-dire un rapport signal-sur-bruit particulier R^* est donné ; certaines conditions d'emploi sont fixées de façon à permettre l'évaluation d'une partie des paramètres du SONAR ; on en déduit les jeux de conditions d'emploi autorisés des autres paramètres. Cette utilisation permet entre autres de déterminer le domaine de portée du système SONAR, et d'évaluer des distances d'indiscrétion...

Comme nous l'avons indiqué au chapitre 1, la connaissance des paramètres du SONAR est bien souvent entachée d'incertitude, d'imprécision et de subjectivité. Afin de rendre l'utilisation de cette équation plus « réaliste », il peut être envisagé de modéliser cette

¹⁴⁸ Moore R.E., Interval analysis, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1966

¹⁴⁹ Urick R.J., Principles of underwater sound, Mac Graw Hill, New-York, 1983

Burdic W.S., Underwater acoustic system analysis, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1984

Etter P.C., Underwater acoustic modeling : principles, techniques and applications, Elsevier Applied Science, London, 1991

P. Vidoret, Equation du SONAR appliquée à la torpillerie, Rapport n° 0777/CTSN/DLSM/95 du 20/04/95

imperfection par la théorie des possibilités et de la propager dans les calculs. Ainsi, l'utilisation en *mode direct* devient une application immédiate du calcul flou (combinaison linéaire de quantités floues) et le *mode comparatif* devient une résolution d'équation floue.

5.3.2.2. Problématique des équations floues

Ce thème est abordé dans un rapport interne du Naval Research Laboratory (Washington, D.C.)¹⁵⁰. Il s'agit d'une application à la guerre électronique en radar qui vise à évaluer par le calcul flou une équation non linéaire en *mode direct*. Dans le domaine de l'acoustique sous-marine, un rapport interne de la DCN¹⁵¹ traite le problème sous forme de relations non déterministes (formalismes de type encadrement et stochastique). Dans le cadre de ce travail, ce rapport a été complété par une approche floue ; les résultats sont présentés dans la référence¹⁵². La problématique qui y est soulevée est rapidement synthétisée ici.

Dans un cadre déterministe, la relation $(x-b \leftrightarrow 0)$ équivaut à $(x \leftrightarrow b)$ ¹⁵³. Lorsque les paramètres x et b ne sont connus qu'imparfaitement, des relations non déterministes se déduisent des précédentes en associant aux paramètres leur distribution de possibilité. La relation $(x \leftrightarrow b)$ devient $(X \leftrightarrow B)$, et $(x-b \leftrightarrow 0)$ devient $(X-B \leftrightarrow 0)$, avec X et B des quantités floues.

Il devient alors faux de poser que $(X \leftrightarrow B)$ équivaut à $(X-B \leftrightarrow 0)$ puisqu'il n'existe pas d'élément symétrique pour l'addition étendue. Les solutions et / ou les sens sont différents (la démonstration est donnée en utilisant le calcul flou s'appuyant sur les α -coupes¹⁵⁴) :

Soit X_α et B_α les α -coupes de X et B : $X_\alpha = [x1_\alpha, x2_\alpha]$ et $B_\alpha = [b1_\alpha, b2_\alpha]$, avec $x1_\alpha < x2_\alpha$ et $b1_\alpha < b2_\alpha$. La relation \leftrightarrow choisie pour l'exemple est l'égalité.

$$(X \leftrightarrow B) \Leftrightarrow \begin{cases} x1_\alpha = b1_\alpha \\ x2_\alpha = b2_\alpha \end{cases}, \forall \alpha \in [0, 1]$$

$$(X - B \leftrightarrow 0) \Leftrightarrow \begin{cases} x1_\alpha - b2_\alpha = 0 \\ x2_\alpha - b1_\alpha = 0 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} x1_\alpha = b2_\alpha \\ x2_\alpha = b1_\alpha \end{cases}, \forall \alpha \in [0, 1]$$

La relation $(X-B \leftrightarrow 0)$ n'a pas de solution au sens du calcul flou puisque $x1_\alpha$ doit être inférieur à $x2_\alpha$. La relation $(X \leftrightarrow B)$ n'est donc pas équivalente à $(X-B \leftrightarrow 0)$. En fait, elle est équivalente à $(X-B \leftrightarrow \Phi_0)$, avec $\Phi_0 = B-B$, quantité floue contenant la valeur 0. Avec les mêmes notations, cette équivalence se démontre de la façon suivante :

$$(X \leftrightarrow B) \Leftrightarrow (X - B \leftrightarrow B - B)$$

$$\text{Avec } (B - B)_\alpha = \Phi_{0\alpha} = [b1_\alpha - b2_\alpha, b2_\alpha - b1_\alpha], \forall \alpha \in [0, 1]$$

$$(X - B \leftrightarrow \Phi_0) \Leftrightarrow \begin{cases} x1_\alpha - b2_\alpha = b1_\alpha - b2_\alpha \\ x2_\alpha - b1_\alpha = b2_\alpha - b1_\alpha \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} x1_\alpha = b1_\alpha \\ x2_\alpha = b2_\alpha \end{cases}, \forall \alpha \in [0, 1]$$

¹⁵⁰ Gross F., Hanrahan D.J., Hood S.T., The application of fuzzy-set theory to the Burnthrough range equation, 1982, Naval Research Laboratory Report 8619

¹⁵¹ Arquès P.Y., Morin J.Y., Relations non déterministes du SONAR, n°072 175 et 072 176 ETLD du 15 juin 1992

¹⁵² Delplanque M., Desodt-Jolly A.M., Jolly D., Arquès P.Y., Relations non déterministes du SONAR, Rapport Interne n°6, Centre d'Automatique de Lille, 1997

¹⁵³ Le signe \leftrightarrow est employé pour symboliser une équation ou une inéquation.

¹⁵⁴ Résultat classique de calcul sur les intervalles : $[a,b]-[c,d] = [a-d,b-c]$

Les relations $(X-B \leftrightarrow 0)$ et $(X-B \leftrightarrow \Phi_0)$ ont donc bien les mêmes solutions et sont donc « équivalentes ».

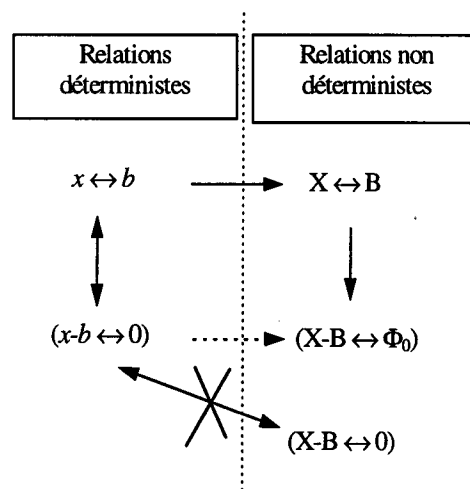


Figure 40 : Passages des relations déterministes aux non déterministes

La Figure 40 résume ces idées. Les relations déterministes se déduisent les unes des autres par combinaisons linéaires et sont en tout point équivalentes, dans le sens où elles ont les mêmes solutions. Une relation du type $(x \leftrightarrow b)$, lorsque b n'est connu qu'imparfaitement, engendre une relation $(X \leftrightarrow B)$. La relation $(X-B \leftrightarrow \Phi_0)$ peut être déduite de $(X \leftrightarrow B)$ ¹⁵⁵ et elle procure les mêmes solutions dans l'exemple choisi. La flèche entre $(X \leftrightarrow B)$ et $(X-B \leftrightarrow \Phi_0)$ est à sens unique, car le retour en arrière ne permet pas de retrouver la relation de départ, à cause de l'inexistence de l'élément symétrique, bien que les solutions soient toujours les mêmes.

Ce bref exemple permet de voir qu'il existe deux façons d'aborder la résolution de ces relations non déterministes en *mode comparatif*. J.J. Buckley¹⁵⁶ et M. Kwiesielewicz¹⁵⁷ classent les méthodes en deux familles de solutions et ce dernier les appelle respectivement *solutions implicites* et *explicites*.

La relation déterministe envisagée dans ce nouvel exemple plus général est une égalité¹⁵⁸. Elle vise à déterminer une quantité inconnue x et peut s'écrire sous la forme suivante¹⁵⁹ :

$$H(x, a_1 \dots a_n) = b \quad \text{Equation 1}$$

Cette équation déterministe a K solutions réelles (ou complexes) qui s'écrivent:

$$x = F_k(b, a_1 \dots a_n), \quad 1 \leq k \leq K \quad \text{Equation 1 bis}$$

¹⁵⁵ Notons que $(X-B \leftrightarrow \Phi_0)$ n'est pas déductible directement de $(x-b \leftrightarrow 0)$.

¹⁵⁶ Buckley J.J., Solving fuzzy equations, Fuzzy Sets and Systems 50, 1992, pp. 1-14

¹⁵⁷ Kwiesielewicz M., On explicit and implicit solutions of fuzzy linear equations, Report of the Faculty of Technical Mathematics and Informatics, n°93-97

¹⁵⁸ Par ailleurs, les possibilités permettent de considérer plusieurs définitions de la relation envisagée entre les deux membres. Il est possible de traduire une stricte égalité ou des égalités plus souples en considérant des relations floues. Référence : Bouchon-Meunier B., La logique floue et ses applications, Editions Addison-Wesley, 1995, page 44-53.

¹⁵⁹ Notations tirées de l'article de Buckley J.J., Solving fuzzy equations, Fuzzy Sets and Systems 50, 1992, pp. 1-14

Dans le cadre déterministe, ces deux équations 1 et 1 bis sont totalement équivalentes mais ce n'est plus vrai dès lors que leur imperfection est prise en compte. Elles s'écrivent alors en généralisant le calcul de H et de F_k au calcul flou :

$$H(X, A_1 \dots A_n) = B \quad \text{Equation 2}$$

$$X = F_k(B, A_1 \dots A_n), 1 \leq k \leq K \quad \text{Equation 2 bis}$$

Il existe deux méthodes de résolution de ce problème. La première s'appuie sur l'équation 2 et fournit les *solutions implicites*. La seconde méthode exploite l'équation 2 bis et fournit les *solutions explicites*.

5.3.2.2.1. Les solutions implicites

L'inconnue x ne sera connue qu'imparfaitement puisque les paramètres a_i et b sont connus imparfaitement sous la forme de distributions π_{A_i} et π_B . Elle sera notée X_{impl} .

Cette méthode détermine X_{impl} par ses α -coupes X_α , supposées être des intervalles fermés bornés $[x1_\alpha, x2_\alpha]$, en identifiant deux à deux les α -coupes de $H(X_{\text{impl}}, A_1 \dots A_n)$ et de B notées comme suit pour tout α dans $[0, 1]$:

$$H(X_{\text{impl}}, A_1 \dots A_n)_\alpha = [h1_\alpha, h2_\alpha],$$

$$B_\alpha = [b1_\alpha, b2_\alpha].$$

Les solutions de l'équation doivent vérifier le système:

$$\begin{cases} h1_\alpha = b1_\alpha \\ h2_\alpha = b2_\alpha \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} x1_\alpha = f(b1_\alpha, A_{1\alpha} \dots A_{n\alpha}) \\ x2_\alpha = g(b2_\alpha, A_{1\alpha} \dots A_{n\alpha}) \end{cases}, \forall \alpha \in [0, 1]$$

ainsi que les conditions nécessaires pour que X_{impl} soit un nombre flou :

$$x1_0 < x1_1 \leq x2_1 < x2_0$$

où $x1_\alpha$ est semi-continue et croissante sur $[x1_0, x1_1]$ et où $x2_\alpha$ est semi-continue et décroissante sur $[x2_0, x2_1]$.

Très souvent, les conditions nécessaires ne sont pas vérifiées. Elles traduisent le fait qu'à chaque niveau α , l'imprécision des deux membres de l'égalité doit être égale. Comme les imprécisions s'ajoutent, cela signifie que l'imprécision due au groupe de paramètres $X_{\text{impl}}, A_1 \dots A_n$ sera plus grande que celle du groupe $A_1 \dots A_n$. Ainsi, une solution n'existera que si l'imprécision due au groupe de paramètres $A_1 \dots A_n$ est strictement inférieure à celle de B.

5.3.2.2.2. Les solutions explicites.

Les solutions explicites X_{expl} ne sont plus solutions de l'équation $H(X, A_1 \dots A_n) = B$ mais sont simplement l'expression d'un état d'incertitude sur les solutions de l'équation déterministe $F_k(b, a_1 \dots a_n)$. En revanche, elles sont toujours calculables dès lors que des solutions de l'équation déterministe existent.

Pour le formalisme des possibilités, Buckley a montré que lorsque X_{impl} existe, la relation suivante est vérifiée :

$$X_{\text{impl}} \leq X_{\text{expl}}$$

Cela signifie, premièrement que les solutions explicites sont moins précises que les solutions implicites et deuxièmement, que ces dernières lorsqu'elles existent sont incluses dans les solutions explicites. Le lien entre solution implicite et solution explicite est simple à mettre en évidence dans quelques cas :

- Soit l'équation non déterministe linéaire : $A+X=B$

La solution *implicite* X_{impl} vérifie : $A + X_{impl} = B \Leftrightarrow -A + A + X_{impl} = B - A$

La solution *explicite* est quant à elle : $X_{expl} = B - A$

Le lien entre ces deux solutions est donc immédiat : $X_{expl} = X_{impl} + \Phi_0$ avec $\Phi_0 = A - A$

- Soit l'équation non déterministe non linéaire : $A*X=B$

La solution *implicite* X_{impl} vérifie : $A * X_{impl} = B \Leftrightarrow A^{-1} * A * X_{impl} = A^{-1} * B$

La solution *explicite* est quant à elle : $X_{expl} = A^{-1} * B$

Le lien entre ces deux solutions est encore immédiat : $X_{expl} = X_{impl} * \Phi_1$ avec $\Phi_1 = A^{-1} * A$

La méthode de *résolution implicite* donne donc les résultats les plus précis et les seuls qui vérifient l'équation de départ $H(X, A_1... A_n)=B$, mais l'existence des solutions n'est pas assurée. Ce problème de recherche de solutions approximatives est abordé dans la référence ¹⁶⁰. La méthode de *résolution explicite* donne des solutions moins précises mais toujours calculables, et celles-ci contiennent les solutions implicites lorsqu'elles existent. Cette seconde méthode présente donc un compromis intéressant, d'autant plus qu'elle permet de s'affranchir du problème posé en Figure 40. Il est en effet impossible de passer directement de l'équation $(x-b=0)$ à $(X-B=\Phi_0)$.

L'attitude qui semble la plus raisonnable, lorsque la **loi physique déterministe est certaine**, est la suivante :

1. Mettre la relation de départ ($H(x, a_1... a_n) = b$) sous la forme souhaitée :

$$x = F_k(b, a_1... a_n)$$

2. Exprimer l'incertitude sur les paramètres dans le formalisme souhaité :

$$a_i \text{ devient } A_i, b \text{ devient } B...$$

3. Propager cette incertitude :

$$X = F_k(B, A_i... A_n)$$

Ainsi des précautions doivent être prises lors du passage à la relation non déterministe, sans lesquelles les propriétés mathématiques perdues de l'arithmétique floue pourraient entraîner des erreurs d'interprétation sémantique. Une application numérique à l'équation du SONAR a

¹⁶⁰ A. Di Nola, S. Sessa, W. Pedrycz, E. Sanchez, Fuzzy relation equations and their applications to knowledge engineering, Theory and decision library, Series D : System Theory, Knowledge Engineering and Problem Solving, Kluwer Academic Press, Dordrecht, 1989, chap. 10

été développée dans le cadre de cette étude ¹⁶¹, elle permet d'évaluer les performances d'un système SONAR en tenant compte de la méconnaissance de certains paramètres (gain de traitement spatial, niveau sonore de la source, niveau de bruit spectral ambiant...) à travers le calcul :

- de rapports signal-sur-bruit approximatifs,
- de probabilités de détection et de fausse alarme imprécises,
- de domaines de portée *possibles, probables et certains*.

Cette application montre la faisabilité de l'extension de l'équation du SONAR à la théorie des possibilités. Cette modification de la méthodologie d'utilisation des relations du SONAR vise à fournir à l'utilisateur des informations plus proches de la réalité. En effet, les paramètres du SONAR et du radar ne sont parfois connus qu'imparfaitement : ils peuvent être entachés d'*imprécision, d'incertitude* et de *subjectivité*. Si ces imperfections ne sont pas prises en compte, comme dans l'utilisation classique de ces relations, les résultats se trouvent être arbitrairement précis et risquent fort d'être peu réalistes.

De plus, comparée à d'autres formalismes de représentation de l'incertitude (probabilités, intervalles), la théorie des possibilités montre des capacités intéressantes. Tout d'abord, il existe, dans ce cadre, des outils de calcul flou permettant d'envisager de traiter des équations non linéaires, comme celles du radar par exemple, ce qui est plus difficile avec les probabilités. Ensuite, le calcul flou peut être vu comme une généralisation canonique nuancée du calcul d'erreur comblant le vide existant entre les probabilités et le calcul d'erreur classique ¹⁶². Enfin, sa relation avec la théorie des sous-ensembles flous lui confère une bonne interprétabilité des résultats, en accord avec la sémantique en vigueur dans le monde de la détection ¹⁶³.

5.4. Conclusion

Une fois les différentes informations modélisées, le premier module de la chaîne de traitement de l'information de la torpille est l'évaluation des critères de classification. Cette étape d'évaluation est donc chargée de propager les imperfections de manière explicite et ascendante ¹⁶⁴. Ceci est possible grâce au calcul flou qui permet d'étendre la notion de fonction mathématique à la théorie des possibilités.

Ce chapitre a présenté les deux types d'algorithmes de calcul flou. Dans la plupart des cas, les résultats fournis sont identiques sur le plan théorique et il serait donc tentant de se tourner vers la méthode dont l'exécution est la plus rapide. Toutefois, les exemples ont montré que cette méthode, s'appuyant sur les α -coupes, ne pouvait pas gérer simplement les distributions multimodales, ce qui peut s'avérer problématique dans le cas d'un bouclage de l'information. Quant au principe d'extension, l'étude de sa sensibilité aux bruits de calcul numérique a montré que, pour être efficace, son implémentation requerrait beaucoup d'attention

¹⁶¹ Delplanque M., Desodt-Jolly A.M., Jolly D., Arquès P.Y., Rapport Interne n°6, Centre d'Automatique de Lille, 1997

¹⁶² Dubois D., Prade H., Théorie des possibilités : applications à la représentation des connaissances en informatique, Méthode + Programme, Masson, 1985, p. 12

¹⁶³ Les notions de « détection possible », de « détection probable » et de « détection certaine » font partie du vocabulaire couramment employé en détection sous-marine.

¹⁶⁴ Cette approche est dite guidée par les données.

essentiellement sur le choix du pas de discrétisation qui gère le compromis entre qualité et rapidité.

Il est donc possible de conclure en la faisabilité de cette étape sur le *plan théorique*.

Sur le *plan pratique*, les simulations ayant été faites dans un langage de programmation interprété, il n'est pas possible d'avancer des temps de calcul absolus réalistes. Néanmoins, des comparaisons faites entre des calculs probabilistes et possibilistes, sur le simulateur du CTSN, permettent de donner des temps de calcul relatifs. L'évaluation d'un même critère de classification sur station de travail « Silicon Graphics » prend trois fois plus de temps par le calcul flou que par le calcul de probabilités. Cependant, l'algorithme de calcul flou pourrait être parallélisé et le temps serait alors au contraire trois fois plus court ¹⁶⁵. L'implantation de ces algorithmes dans un module d'évaluation de critères de classification nécessiterait donc l'aide de composants électroniques dédiés (de type DSP par exemple) ou d'architectures spécialisées.

Dans l'optique d'une chaîne de traitement entièrement possibiliste, ce module reçoit en entrée des mesures SONAR élémentaires sous forme de distributions de possibilité et délivre en sortie des critères de classification, exprimés eux aussi sous forme de quantités floues. Ces critères viendront enrichir ce que nous avons convenu d'appeler une « batterie » de critères au chapitre 1, c'est-à-dire un « tableau noir hiérarchique possibiliste » ¹⁶⁶. L'intérêt de disposer des critères de classification sous forme possibiliste est de préserver toute la richesse de l'information. Ainsi l'étape suivante pourra exploiter cette richesse non seulement pour fusionner l'information de manière « sophistiquée » mais aussi pour qualifier les décisions prises, en terme de degré de confiance, ce qui est un besoin afférent à la mission de la torpille.

¹⁶⁵ L'algorithme de calcul flou est basé sur la décomposition des quantités floues en dix α -coupes distinctes.

¹⁶⁶ Hayes-Roth B., A blackboard architecture for control, *Artificial Intelligence* 26, 1985, pp. 251-321

6. De la fusion symétrique à la classification

6.1. Introduction

La torpille fonde la reconnaissance des cibles sur l'exploitation d'un ensemble de critères classifiants. Cette technique se retrouve dans la littérature sous le vocable de classification multi-attributs : classiquement, l'ensemble des attributs est représenté par un vecteur ¹⁶⁷. Dans notre cas, comme le stipule le chapitre 1, l'ensemble des critères évalués n'est pas structuré sous une forme vectorielle figée, mais sous la forme d'un tableau hiérarchique : les critères se déduisent les uns des autres par le calcul.

La toute première question posée est celle de la taille de cette batterie de critères. Elle est abordée dans ce chapitre à travers l'étude des *outils de fusion symétrique d'informations*. L'utilité de ces derniers est de permettre ainsi de réduire ou d'élargir cette batterie de critères afin d'atteindre le meilleur compromis coût / performance.

D'une part, ces outils peuvent être utilisés pour synthétiser des informations « inutilement redondantes », c'est-à-dire provenant de sources différentes mais en accord les unes avec les autres. Ainsi, les informations peuvent être fusionnées de manière à réduire cette taille de la batterie de critères.

D'autre part, ils permettent de générer des informations supplémentaires plus pertinentes en exploitant une « redondance utile », procurée par des sources différentes en désaccord les unes avec les autres. Cette fois, les informations peuvent être fusionnées de manière à tirer partie du conflit. Cette seconde approche amène au contraire à augmenter la taille de cette batterie de critères en l'enrichissant.

La théorie des possibilités, étant donné qu'elle permet de préserver toute la richesse de l'information, propose une palette très riche d'outils de fusion symétrique d'informations qui seront tout d'abord décrits et illustrés dans une première partie.

La deuxième partie de ce chapitre montre que la redondance d'informations, alliée à une connaissance experte, permet éventuellement de générer de nouveaux critères classifiants à partir des mesures élaborées. A travers un exemple, il est montré que ce genre de critères s'avère très performant pour la classification de certains objets comme les *contre-mesures*.

6.2. Les outils de fusion symétrique

Dans notre étude, il ne s'agit pas de fusion multi-capteurs mais bien de fusion de données numérique. En effet, la source d'information sensorielle -l'antenne SONAR- est ici unique, bien que constituée de plusieurs capteurs. Ce sont les mesures élémentaires et élaborées qui constituent les sources d'informations à fusionner. La problématique reste néanmoins la même ¹⁶⁸: comment combiner les informations afin d'obtenir un jugement plus fondé que celui obtenu, à partir de l'ensemble des sources considérées isolément ?

Le formalisme de représentation des données étant choisi, la problématique de la fusion se ramène ici au choix de l'opérateur de combinaison. D. Dubois et H. Prade font remarquer

¹⁶⁷ Grabisch M., Sugeno M., Multi-attribute classification using fuzzy integral, Proc. of the 1st Fuzz'IEEE congress, San Diego, march 1992, pp. 47-54

¹⁶⁸ Desodt-Lebrun A.M., Fusion de données, Techniques de l'Ingénieur, R7226, 1996

« ...qu'il ne peut exister de théorie universelle pour combiner (...) les informations... »¹⁶⁹. Aussi, il semble intéressant de proposer une prescription des règles de fusion motivée par l'application et son contexte. Enfin, les propriétés mathématiques que devront vérifier ces opérateurs vont être détaillées afin de guider le choix de l'utilisateur vers l'une ou l'autre des classes d'opérateurs qui seront passées en revue.

6.2.1. Le choix d'un opérateur de fusion

Le choix d'un opérateur est guidé par deux motivations distinctes : l'opérateur doit avoir un comportement adapté au contexte de la mission et doit vérifier les « bonnes » propriétés mathématiques.

6.2.1.1. Le comportement adapté au contexte de la mission

Le contexte de la mission est en fait la donnée des situations géographique, opérationnelle et technologique (utilisation du SONAR en modes actif, passif ou combiné). Il a une incidence sur la « fiabilité » des informations manipulées (partiellement prise en compte lors de la phase de modélisation) et donc sur le comportement des opérateurs d'agrégation à mettre en œuvre.

Ces choix de comportement sont souvent illustrés par les notions d'*optimisme* et de *pessimisme* en référence aux attitudes des décideurs humains face à un problème d'agrégation. Ces notions s'interprètent de deux façons différentes selon qu'elles se réfèrent à la *fiabilité* des informations ou à leur *signification* :

- si le décideur n'a aucune information sur la *fiabilité des sources* mais qu'il est de nature *optimiste*, il aura tendance à conserver l'information fournie par l'ensemble des sources. Dans le cas contraire, s'il est *pessimiste*, c'est-à-dire suspicieux, il minimisera le risque de se tromper en ne retenant que l'information commune aux sources. Ces deux comportements « extrêmes » correspondent à des opérations « ensemblistes » de type union et intersection d'ensembles. En fusion de données, à la différence de l'aide à la décision multi-critère par exemple, les moyennes ne fournissent pas toujours des résultats pertinents. Un exemple simple l'illustre : deux individus aperçoivent brièvement une voiture dans le brouillard ; le premier déclare avoir vu un véhicule blanc alors que le second déclare avoir vu un véhicule noir. Sachant qu'il n'existe que des voitures blanches ou noires, cela n'a aucun sens de conclure qu'ils ont vu une voiture grise !
- Néanmoins, dans certains cas, ce mode d'agrégation *moyenneur* peut être assez naturel. Si le critère de classification C_1 exprime une vitesse de déplacement v_1 de 30 noeuds et si le critère C_2 exprime une vitesse v_2 de 32 noeuds, un décideur humain retiendra intuitivement que l'objet en question se déplace à 31 noeuds. Mais dans certains cas particuliers, selon la nature de l'information, un décideur *optimiste* retiendra la plus faible vitesse alors qu'un décideur *pessimiste* retiendra la plus grande.

Ces deux exemples mettent en évidence deux modes distincts de fusion des informations : le premier dit « *ensembliste* » fait appel à des calculs ensemblistes alors que le second dit « *arithmétique* » emploie des opérations de type moyenne. Ils mettent aussi en exergue la nécessité de tenir compte de la signification et de la fiabilité des informations, de l'accord ou du désaccord entre les sources.

¹⁶⁹ Dubois D., Prade H., La fusion d'informations imprécises, Traitement du signal, vol. 11, n°6, 1994, pp. 447-458

6.2.1.2. Les propriétés mathématiques

Les opérateurs de fusion possibilistes doivent vérifier un minimum de contraintes intuitives pour avoir une interprétation sémantique convenable.

R. Yager ¹⁷⁰ impose uniquement trois propriétés pour qu'une fonction F soit un opérateur de fusion :

1. La *commutativité* : cette propriété élimine les opérateurs qui pondèrent les entrées.
2. La *monotonie* : si les valeurs des entrées croissent, la valeur fusionnée croît elle aussi.
$$\forall i = 1, \dots, n, z_i \geq x_i \Rightarrow F(z_1, \dots, z_n) \geq F(x_1, \dots, x_n)$$
3. L'*idempotence* : elle signifie que si toutes les entrées ont la même valeur, le résultat de la fusion est aussi cette valeur. Cette propriété permet d'absorber les dépendances entre les sources.
$$\forall i = 1, \dots, n, z_i = a \Rightarrow F(z_1, \dots, z_n) = a$$

M. Grabisch ¹⁷¹, quant à lui, recherche des opérateurs d'agrégation :

1. vérifiant des *conditions aux limites* : $F(0, \dots, 0) = 0, F(1, \dots, 1) = 1$,
2. *monotones*,
3. dont les résultats sont compris entre celui du plus *optimiste* et du plus *pessimiste* des opérateurs d'agrégation, respectivement le *maximum* et le *minimum*,
4. permettant la *pondération* des critères,
5. qui ont une *sémantique* aisément interprétable.

Les contraintes usuelles exprimées en terme de propriétés mathématiques sont donc peu restrictives et permettent d'envisager une infinité d'opérateurs. Par ailleurs, il n'existe pas de *prescription a priori* quant au choix des règles : il faut disposer de méta-connaissances pour identifier le comportement souhaité avant de choisir l'opérateur.

6.2.2. Les différentes classes d'opérateurs possibilistes de fusion

La théorie des possibilités est un cadre très intéressant pour la fusion de données. En effet, en manipulant des distributions de possibilité au lieu de simples valeurs, les opérateurs de fusion peuvent puiser à la fois dans la panoplie des *opérations ensemblistes* et dans celle des *opérations arithmétiques*.

¹⁷⁰ R.R. Yager, A. Kelman, Fusion of fuzzy information with considerations, for compatibility, partial aggregation, and reinforcement, International Journal of Approximate Reasoning, Elsevier science publishing, vol. 15, 1996, pp. 93-122

¹⁷¹ Grabisch M., Applications des mesures floues et intégrales floues, 2ième journées nationales : Les applications des ensembles flous, Nîmes 1992, pp. 139-147

6.2.2.1. Les opérateurs ensemblistes de fusion

D'après la classification d' I. Bloch ¹⁷², il existe deux familles d'opérateurs ensemblistes de fusion. Ce sont les opérateurs :

- *indépendants* du contexte,
 - à comportement *constant*
 - à comportement *variable*
- *dépendants* du contexte.

Ces opérateurs ont une caractéristique commune, ils agissent uniquement sur les degrés de possibilité et non sur les valeurs des informations elles-mêmes.

6.2.2.1.1. Les opérateurs ensemblistes de base : les opérateurs indépendants du contexte et à comportement constant

Ces opérateurs réagissent de la même manière quel que soit le contexte d'acquisition des mesures, et quelle que soit la « qualité » ou la « cohérence » de ces dernières. Les trois comportements types sont les suivants :

- *conjonctif* (intersection des sous-ensembles), donc *pessimiste*. Ce sont les *T-normes* ¹⁷³ classiquement utilisées en logique floue.
- *disjonctif* (union des sous-ensembles), donc *optimiste*. Ce sont les *T-conormes* ¹⁷³.
- *compromis* (moyennage de degrés de possibilité).

Cette famille est la plus simple. Bien que le comportement des opérateurs soit figé, et en fasse des opérateurs rustiques, ils sont très usités.

6.2.2.1.1.1. Les T-normes (normes triangulaires)

Soit i une T-norme, $i: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$

Propriétés : commutativité, associativité, monotonie, élément neutre (1), élément nul (0).

conditions limites: $i(0,1)=i(0,0)=i(1,0)=0$

$i(1,1)=1$

Exemples appliqués aux quantités floues Q et Q' : $\min(\pi_Q, \pi_{Q'})$, $\pi_Q \cdot \pi_{Q'}$, $\max(0, \pi_Q + \pi_{Q'} - 1)$

Le *min* est la T-norme la moins pessimiste et le $\max(0, \pi_Q + \pi_{Q'} - 1)$ la plus pessimiste. Toutes les T-normes envisageables se trouvent encadrées par deux T-normes extrêmes :

$\forall i, \forall (\pi_Q, \pi_{Q'}) \in [0,1]^2, \max(0, \pi_Q + \pi_{Q'} - 1) \leq i(\pi_Q, \pi_{Q'}) \leq \min(\pi_Q, \pi_{Q'})$

Application numérique : fusion de deux quantités floues Q et Q' par des T-normes.

¹⁷² Bloch I., Information combination operators for data fusion : a comparative review with classification, Rapport interne Telecom Paris, 94 D 013, avril 1994

¹⁷³ T signifie "Triangulaire". Ces opérateurs sont présentés sous forme de tableaux dans Bouchon-Meunier B., La logique floue et ses applications, Editions Addison-Wesley, 1995, pp. 39-43

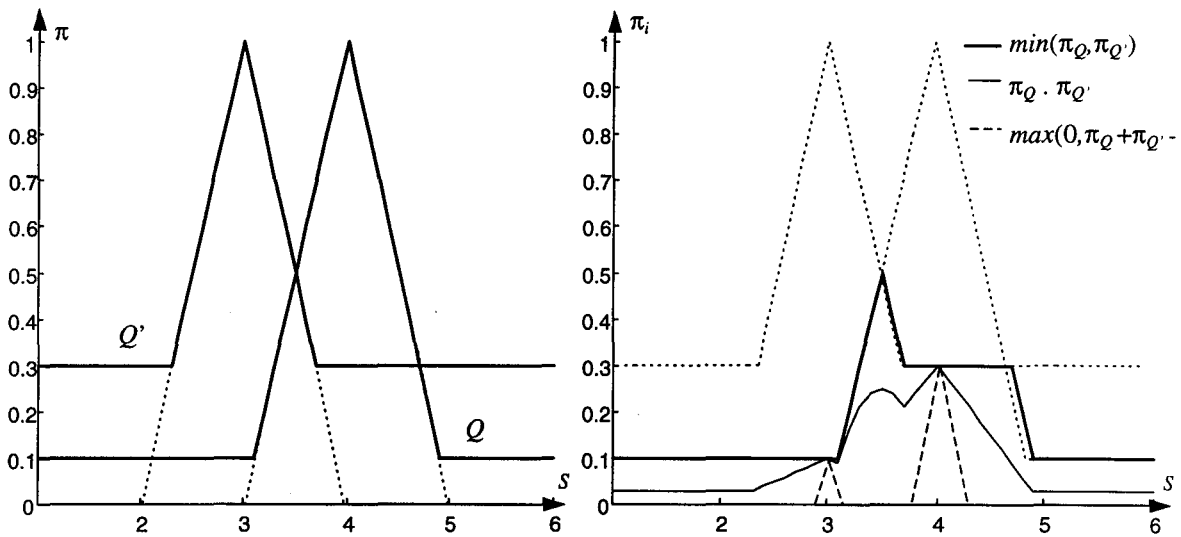


Figure 41 : Fusions « pessimistes »

6.2.2.1.1.2. Les T-conormes (conormes triangulaires)

Soit u une T-conorme, $u: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$

Propriétés : commutativité, associativité, monotonie, élément neutre (0), élément nul (1).

conditions limites: $u(0,1)=u(1,0)=u(1,1)=1$

$u(0,0)=0$

Exemples appliqués aux quantités floues Q et Q' : $\max(\pi_Q, \pi_{Q'})$, $\pi_Q + \pi_{Q'} - \pi_Q \cdot \pi_{Q'}$, $\min(1, \pi_Q + \pi_{Q'})$

Le \max est la T-conorme la moins optimiste. Comme pour les T-normes, les T-conormes sont encadrées:

$$\forall u, \forall (x, y) \in [0,1]^2, \max(\pi_Q, \pi_{Q'}) \leq u(\pi_Q, \pi_{Q'}) \leq \min(1, \pi_Q + \pi_{Q'})$$

Application numérique : fusion de deux quantités floues Q et Q' par une T-conorme.

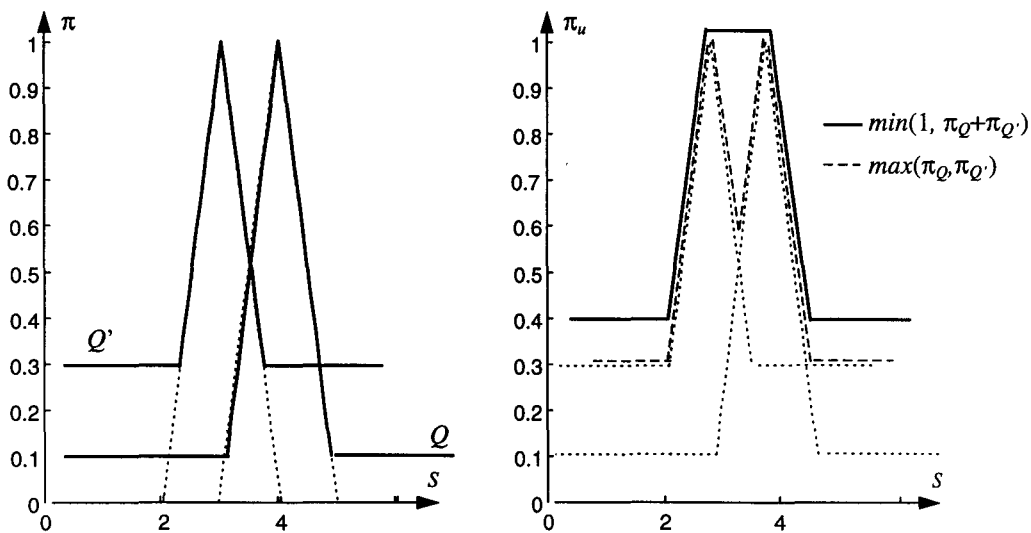


Figure 42 : Fusions « optimistes »

6.2.2.1.1.3. Les moyennes

Soit m une moyenne, $m: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$

Propriétés : commutativité, monotonie.

La moyenne est, quant à elle, comprise entre le *min* et le *max*.

$$\forall m, m \neq \min, m \neq \max, \forall (\pi_Q, \pi_{Q'}) \in [0,1]^2, \min(\pi_Q, \pi_{Q'}) \leq m(\pi_Q, \pi_{Q'}) \leq \max(\pi_Q, \pi_{Q'})$$

Exemples de moyennes : la médiane, la moyenne harmonique $\frac{2\pi_Q \cdot \pi_{Q'}}{\pi_Q + \pi_{Q'}}$, géométrique

$$\sqrt{\pi_Q \cdot \pi_{Q'}}, \text{ ou arithmétique } \frac{\pi_Q + \pi_{Q'}}{2}, \text{ les intégrales floues }^{174} \dots$$

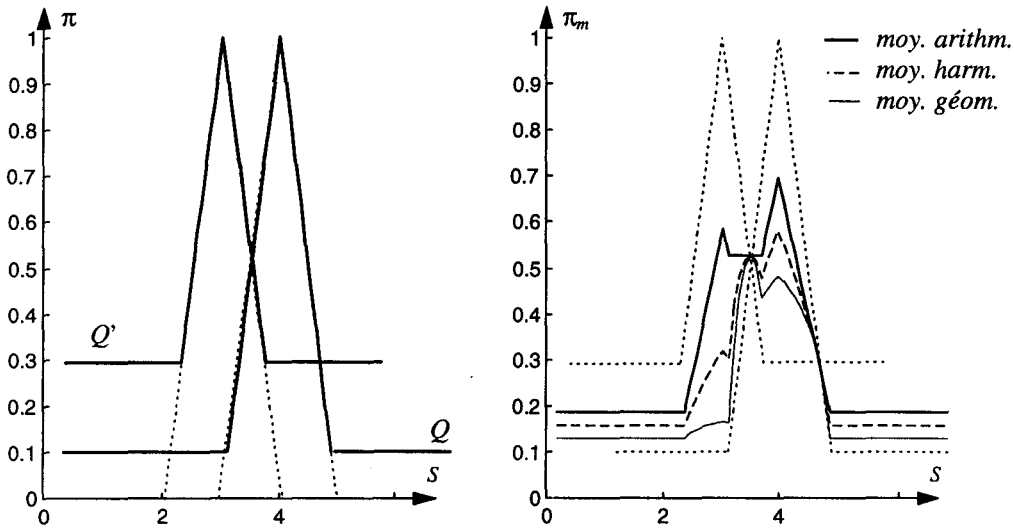


Figure 43 : Fusion de type compromis

6.2.2.1.2. Les opérateurs ensemblistes indépendants du contexte et à comportement variable

Comme pour les trois familles précédentes, les opérateurs présentés ici sont figés vis-à-vis du contexte. Cependant, ils adaptent leur comportement en fonction des informations qu'ils ont à fusionner. Ainsi, ils sont *conjonctifs*, *moyenneurs* ou *disjonctifs* selon les cas de figure.

Les sommes symétriques associatives, qui font partie de cette famille, sont brièvement présentées ci-dessous :

Soit σ une somme symétrique associative, $\sigma: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$

Propriétés : commutativité, croissante par rapport aux deux arguments, continuité, auto-dualité.

$$\text{conditions limites : } \sigma(1,1)=1$$

$$\sigma(0,0)=0$$

¹⁷⁴ Grabisch M., Fundamentals of uncertainty calculi with applications to fuzzy inference, Kluwer Academic publisher, 1995

Forme générale¹⁷⁵ : $\sigma(\pi_Q, \pi_{Q'}) = \frac{g(\pi_Q, \pi_{Q'})}{g(\pi_Q, \pi_{Q'}) + g(1 - \pi_Q, 1 - \pi_{Q'})}$, où g est une fonction croissante, continue et positive, telle que $g(0,0) = 0$.

Analyse du comportement de σ dans le cas général :

1. quand $\max(\pi_Q, \pi_{Q'})$ est inférieur à $\frac{1}{2}$, σ se comporte comme une *conjonction* car elle a la propriété suivante : $\sigma(\pi_Q, \pi_{Q'}) < \min(\pi_Q, \pi_{Q'})$,
2. quand $\min(\pi_Q, \pi_{Q'})$ est supérieur à $\frac{1}{2}$, σ se comporte comme une *disjonction* car elle a la propriété suivante : $\sigma(\pi_Q, \pi_{Q'}) > \max(\pi_Q, \pi_{Q'})$,
3. quand π_Q et $\pi_{Q'}$ sont tels que $\pi_Q < \frac{1}{2} < \pi_{Q'}$, σ se comporte comme un *compromis* car elle a la propriété suivante : $\pi_Q < \sigma(\pi_Q, \pi_{Q'}) < \pi_{Q'}$,

Ces opérateurs ne sont pas très utilisés car il semble plus intéressant de les adapter en fonction du contexte plutôt qu'en fonction de la valeur prise par les degrés de possibilité.

6.2.2.1.3. Les opérateurs ensemblistes adaptatifs

Ces opérateurs ont un comportement bien plus évolué car ils peuvent s'adapter automatiquement au contexte de la mission. Ils permettent, par exemple, de combiner de manière heuristique différents opérateurs ensemblistes de base en fonction de la fiabilité qui peut être accordée aux sources.

Le premier opérateur de ce type a été présenté par Dubois et Prade en 1994¹⁷⁶ et appliqué dans le domaine du traitement d'images par S. Deveughèle¹⁷⁷ et L. Roux¹⁷⁸, et en robotique mobile par M. Oussalah¹⁷⁹. Le problème traité est le suivant : un système exploite deux sources d'information dont l'une fournit une valeur erronée, sans qu'il soit possible de savoir de laquelle il s'agit. Dans ce cas, faire la moyenne (au sens de l'arithmétique classique) des deux informations n'a aucun sens, il faut un opérateur plus « évolué » dont le comportement souhaité est décrit ci-après.

Comportement souhaité :

- S'il y a consensus entre les sources alors il faut appliquer un opérateur *conjonctif* (l'opérateur peut être sévère).
- S'il y a conflit entre les sources alors il faut appliquer un opérateur *disjonctif* (l'opérateur traduit le manque de confiance).

¹⁷⁵ Dubois D., Prade H., Théorie des possibilités : applications à la représentation des connaissances en informatique, Méthode + Programme, Masson, 1985, page 83

¹⁷⁶ Dubois D., Prade H., La fusion d'informations imprécises, Rapport IRIT/94-44-R, novembre 1994

¹⁷⁷ Deveughèle S., Etude d'une méthode de combinaison adaptative d'informations incertaines dans un cadre possibiliste, Thèse de doctorat en spécialité contrôle des systèmes, Université de Technologie de Compiègne, décembre 1993

Deveughèle S., Dubuisson B., The influence of a conflict index in the frame of the adaptative combination, Proc. of CESA '96 IMACS symp. Robotics and Cybernetics, 1996, pp. 98-103

¹⁷⁸ Roux L., Desachy J., Mascarilla L., Zahzah E., Fusion d'informations multi-sources à l'aide de la théorie des possibilités: une application à la classification dans le domaine de la télédétection, L'Interface des Mondes Réels et Virtuels Informatique, Montpellier, février 1994, pp. 275-284

- Si le conflit est faible entre les sources alors il faut appliquer un opérateur de type *compromis* (opérateur circonspect).

Pour ce faire, les auteurs ont posé la définition d'une mesure de conflit $1-h$ ¹⁸⁰ entre deux sources Q et Q' , dont les informations sont caractérisées par des distributions de possibilité π_Q et $\pi_{Q'}$.

$$\forall i T\text{-norme}, 1-h = 1 - \sup_x i(\pi_Q(x), \pi_{Q'}(x)) \quad \text{Formule 12}$$

La combinaison heuristique correspondant au comportement précédemment décrit peut être traduite de la façon suivante pour $i = \min$ et $u = \max$ selon la formule tirée de l'article¹⁷⁶. Le résultat est noté π_{adap} .

$$\pi_{\text{adap}}(x) = \sup\left(\frac{\min(\pi_Q(x), \pi_{Q'}(x))}{h}, \min(\max(\pi_Q(x), \pi_{Q'}(x)), 1-h)\right) \quad \text{Formule 13}$$

Application : fusion par l'opérateur de Dubois et Prade ($i = \min$ et $u = \max$). Les trois cas montrent l'évolution du résultat en fonction du taux de conflit.

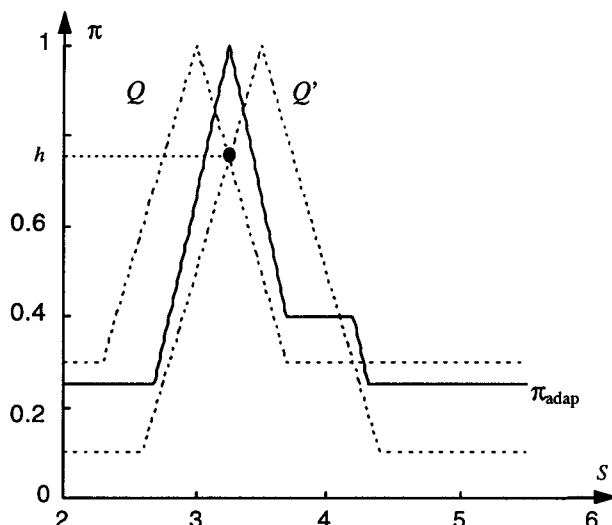


Figure 44 : Fusion adaptative en présence d'un conflit $1-h$ faible (0.25)

L'incertitude aux bornes extrêmes de Q (resp. Q') était de 0.3 (resp. 0.1). Après fusion, elle est de 0.25 (valeur du conflit). Le résultat est principalement influencé par la zone de consensus.

¹⁷⁹ Oussalah M., Maaref H., Barret C., Kalman filter and possibility theory for the localization of a mobile robot, EUFIT'96, Aachen, Germany, 1996, pp. 1650-1655

¹⁸⁰ $1-h$ est le conflit, h étant défini comme le consensus entre les sources. Il existe d'autres mesures de conflit ; leur influence est étudiée dans : Deveughèle S., Dubuisson B., *Op. cit.*

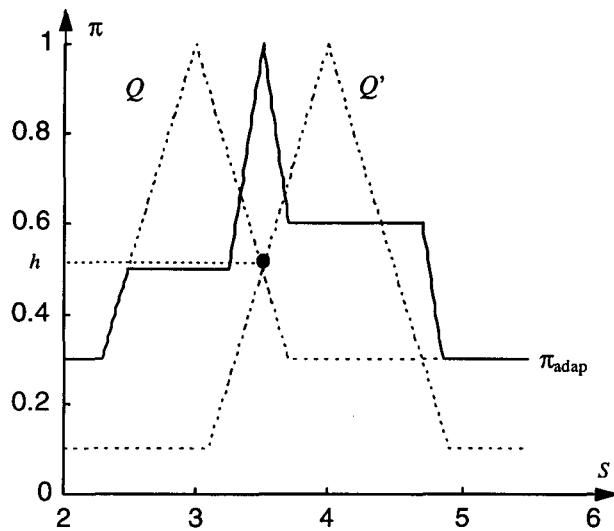


Figure 45 : Fusion adaptative en présence d'un conflit 1-h moyen (0.5)

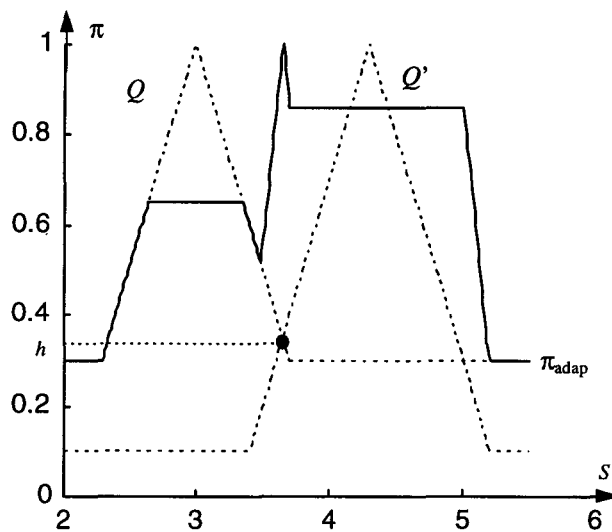


Figure 46 : Fusion adaptative en présence d'un conflit 1-h important (0.68)

Ces deux derniers exemples montrent que plus le conflit entre deux informations est important, plus l'incertitude sur le résultat augmente, ce qui est intuitivement correct. Le conflit est une notion importante pour la classification des contre-mesures. Il caractérise une incohérence due, par exemple, à des mesures simulées.

Cette combinaison heuristique peut être généralisée à k sources dont j ou « environ j » sont fiables. Elle peut aussi être modifiée afin de ne prendre en compte que les l sources les plus fiables¹⁸¹.

Cette famille d'opérateurs semble intéressante car elle fournit des résultats normalisés, ce qui n'est pas le cas des opérateurs indépendants du contexte. Elle préserve ainsi la cohérence des informations fusionnées.

¹⁸¹ Dans ce cas, la combinaison s'inspire de la Formule 13 et s'applique aux l sources les plus en accord les unes avec les autres, c'est-à-dire minimisant un critère du conflit, par exemple.

6.2.2.2. Les opérateurs arithmétiques de fusion

Cette famille voit la fusion comme l'extension au domaine des possibilités des fonctions d'agrégation classiques de type moyenne. Ainsi, ces opérateurs se ramènent à l'application du principe d'extension de Zadeh présenté au chapitre 5 sur le calcul flou.

La dichotomie proposée pour les opérateurs ensemblistes peut être appliquée aussi aux opérateurs arithmétiques de fusion. Qu'ils soient adaptatifs ou non, ces derniers ont une caractéristique commune, ils agissent à la fois sur les valeurs des informations et sur les degrés de possibilité.

6.2.2.2.1. Les opérateurs arithmétiques de base : les opérateurs indépendants du contexte

Ces opérateurs réagissent de la même manière quel que soit le contexte d'acquisition des mesures, et quelle que soit la « qualité » ou la « cohérence » de ces dernières. Trois comportements types sont à noter :

- choisir la source qui délivre la plus faible valeur (floue), c'est-à-dire appliquer une *fonction minimum étendue*. Dans l'exemple des sources d'informations exprimant les vitesses v_1 et v_2 d'un objet s'évadant, cette attitude est qualifiée d'*optimiste*.
- choisir la source qui délivre la plus grande valeur (floue), c'est-à-dire appliquer une *fonction maximum étendue*. Dans le même exemple, cette attitude est qualifiée de *pessimiste*.
- réaliser un *compromis* de type « moyenne étendue ».

Ces différents opérateurs arithmétiques de base sont très brièvement rappelés ci-dessous afin de bien mettre en évidence la différence entre fusions ensembliste et arithmétique.

6.2.2.2.1.1. Le minimum étendu

Le *minimum étendu*, noté MIN, est une simple application directe du principe d'extension de Zadeh. Pour deux quantités floues Q et Q' définies par les distributions de possibilité π_Q et $\pi_{Q'}$, l'opération s'écrit :

$$\forall z \in S, \pi_{\text{MIN}(Q,Q')}(z) = \sup_{\{z \in S/z = \min(x,y)\}} \min(\pi_Q(x), \pi_{Q'}(y)) \quad \text{Formule 14}$$

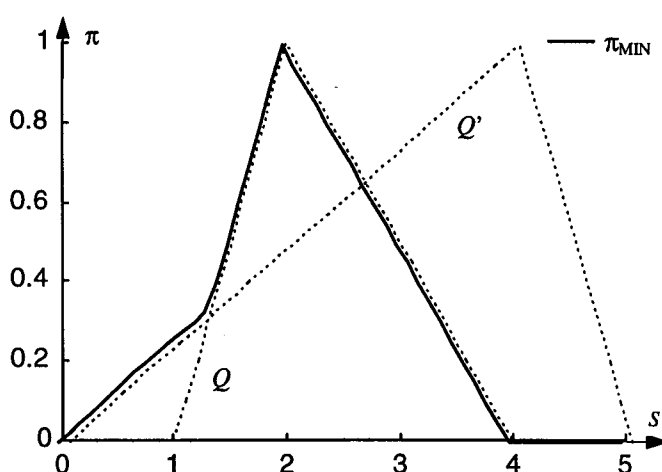


Figure 47 : Minimum de deux nombres flous

6.2.2.2.1.2. Le maximum étendu

Le *maximum étendu* s'obtient de manière similaire par la Formule 15 et sera noté MAX :

$$\forall z \in S, \pi_{MAX(Q,Q')}(z) = \sup_{\{z \in S / z = \max(x,y)\}} \min(\pi_Q(x), \pi_{Q'}(y)) \quad \text{Formule 15}$$

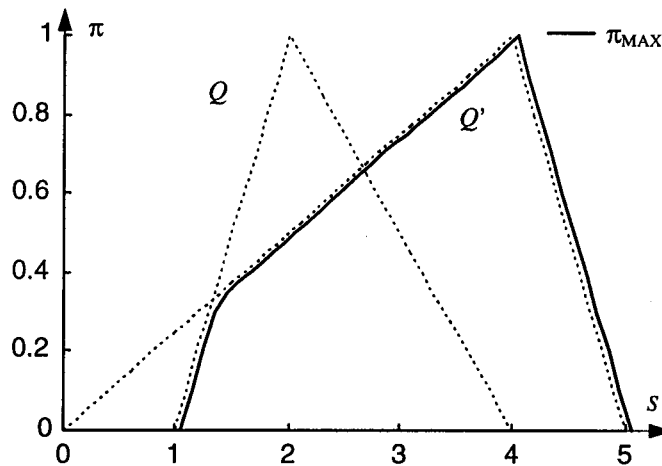


Figure 48 : Maximum de deux nombres flous

Ces deux exemples, comparés aux Figure 41 et Figure 42, montrent bien la différence entre les fusions ensembliste et arithmétique. Alors que les premières opèrent des modifications *verticales* sur les degrés de possibilités, les secondes interviennent sur la signification même des quantités floues en opérant des modifications *horizontales*.

Entre ces deux opérateurs extrêmes, le MIN et le MAX, il existe une palette d'opérateurs de type *moyenne pondérée étendue* : les OWA (Ordered Weighted Average).

6.2.2.2.1.3. Les moyennes étendues de type OWA

Ces opérateurs s'appuient aussi sur le principe d'extension. Le principe est d'ordonner les sources dans l'ordre décroissant¹⁸² et de proposer un vecteur de pondération qui permette de favoriser à souhait les plus fortes valeurs, les plus faibles ou toute autre combinaison des précédentes. Ils assurent ainsi une transition douce entre le MIN et le MAX étendus comme le stipule R.R. Yager¹⁸³.

Soit F un opérateur OWA agrégeant n sources ordonnées et modélisées par leurs distributions de possibilité $\pi_1 \dots \pi_n$, $F : S^n \rightarrow S$

¹⁸² La relation d'ordre n'est pas explicitée ici. Il s'agit simplement de considérer que « environ 12 » est plus grand que « environ 7 ». Ces aspects de relations d'ordre entre nombres flous sont traités dans : Klir G.J., Fuzzy sets and fuzzy logic: theory and applications, Prentice Hall PTR, chapitre 5, 1995 et Kaufmann A., Gupta M.M., Fuzzy mathematical models in engineering and management science, North Holland, chapitre 4, 1988

¹⁸³ R.R. Yager, A. Kelman, Fusion of fuzzy information with considerations, for compatibility, partial aggregation, and reinforcement, International Journal of Approximate Reasoning, Elsevier science publishing, vol. 15, 1996, pp. 93-122

F associe à l'ensemble des sources $\pi_1 \dots \pi_n$ un vecteur de pondération $W = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \cdot \\ w_n \end{bmatrix}$ tel que :

1. $w_i \in [0,1]$

2. $\sum_{i=1}^n w_i = 1$

Alors : $F(\pi_1, \dots, \pi_n) = \sum_{i=1}^n \pi_i w_i$ où π_i est la i -ème plus grande source parmi les n .

Cette famille d'opérateurs vérifie les propriétés nécessaires et suffisantes de *commutativité*, de *monotonie* et d'*idempotence*.

Afin d'analyser le comportement de F , trois vecteurs particuliers de pondération sont cités :

1. $w_1=1$ et $w_i=0$ pour i compris entre 2 et n , alors $F(\pi_1, \dots, \pi_n) = \text{MAX}[\pi_1, \dots, \pi_n] = \pi_1$

2. $w_n=1$ et $w_i=0$ pour i compris entre 1 et $n-1$, alors $F(\pi_1, \dots, \pi_n) = \text{MIN}[\pi_1, \dots, \pi_n] = \pi_n$

3. $w_i=1/n$ pour tout i , alors $F(\pi_1, \dots, \pi_n) = \frac{1}{n}[\pi_1 \oplus \pi_2 \oplus \dots \oplus \pi_n]$

Ainsi, on montre que les OWA couvrent un ensemble de comportements d'agrégation allant du MIN au MAX en passant par les moyennes étendues comme le montre la Figure 49. Cette gradation se fait par l'intermédiaire des poids w_i :

- pour obtenir un opérateur *optimiste*, il faut rassembler les poids sur les w_i d'indices élevés,
- pour obtenir un opérateur *pessimiste*, il faut rassembler les poids sur les w_i d'indices faibles,
- pour obtenir un opérateur *moyen*, il faut rassembler les poids sur les w_i d'indices moyens.

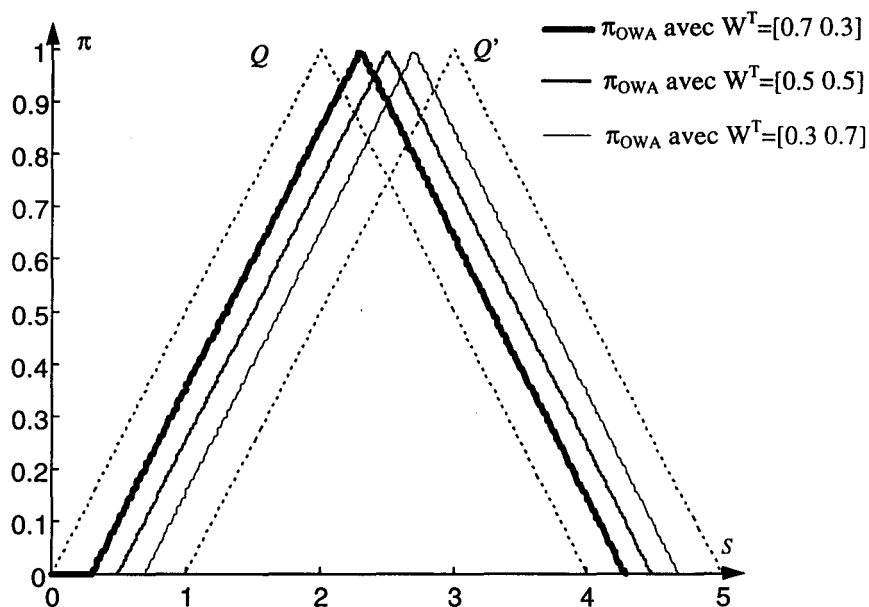


Figure 49 : Diverses moyennes étendues

Pour répondre à la question de la définition de ces poids, O'Hagan¹⁸⁴ propose un algorithme qui permet de les déterminer automatiquement par la donnée d'un *coefficient d'optimisme* α ($\alpha \in [0,1]$) et de la cardinalité de l'ensemble des sources. Cependant, s'ils sont paramétrables, ces opérateurs n'en restent pas moins figés dans leur comportement. Ils sont donc modifiés pour acquérir des facultés d'adaptation au contexte de la mission tout comme les opérateurs ensemblistes adaptatifs.

6.2.2.2. Les opérateurs arithmétiques adaptatifs

L'idée d'adapter l'opérateur en fonction de l'accord entre les différentes sources semble ici aussi assez naturelle. En effet, si le critère de classification C_1 exprime une vitesse de déplacement v_1 d'environ 25 noeuds et C_2 une vitesse v_2 d'environ 35 noeuds, une moyenne étendue conclura que la vitesse de l'objet est d'environ 30 noeuds ; soit exactement le même résultat que si les vitesses v_1 et v_2 étaient respectivement d'environ 10 et 50 noeuds. Dans ces deux situations, l'accord entre les sources est évidemment très différent, et il n'est pas sémantiquement correct d'admettre un résultat identique.

Pour ce faire, A. Kelman et R.R. Yager¹⁸⁵ définissent une mesure de compatibilité entre les sources qui peut :

- être associée à un OWA afin de pouvoir qualifier le résultat en terme de qualité (pour l'exemple choisi dans les références¹⁸⁵ la mesure de possibilité du résultat est d'autant plus faible que le conflit entre les sources est important),
- sélectionner les sources à combiner en ne retenant que celles qui sont les plus compatibles entre elles, définissant ainsi des *agrégations partielles*. On peut noter, à

¹⁸⁴ O'Hagan M., Using maximum entropy-ordered weighted averaging to construct a fuzzy neuron, Proc. 24th annual IEEE Asilomar conf. on Signals, Systems and Computers, Pacific grove, Calif., 1990, pp. 618-623

¹⁸⁵ R.R. Yager, A. Kelman, *Op. cit.* et Kelman A., Yager R.R., Compatibilité et agrégation partielle: méthode de fusion modulaire, Rencontres francophones sur la logique floue et ses applications, 1995, pp. 73-79

titre de remarque, la ressemblance *fonctionnelle* avec les règles de fusion ensemblistes adaptatives de Dubois et Prade ¹⁸⁶.

Enfin, constatant que les opérateurs d'agrégations partielles donnaient des résultats dont les mesures de possibilité sont généralement faibles, R.R. Yager a défini des *opérateurs adaptatifs à renforcement* : les opérateurs MICA ¹⁸⁵. Leur réglage s'opère à travers la donnée de deux fonctions et s'avère très délicat ce qui, de l'avis même de l'auteur, restreint leur utilisation à des cas très particuliers.

Après avoir passé en revue les différentes familles d'opérateurs de fusion symétrique, l'intuition initiale est confirmée : il n'existe pas d'opérateur de fusion universel. Le choix d'un opérateur nécessitera donc de répondre préalablement à des questions du type :

- le contexte de la mission ¹⁸⁷ permet-il d'être optimiste ou impose-t-il le pessimisme ?
- les critères sont-ils fiables ou douteux et le sont-ils systématiquement ou occasionnellement ?
- l'agrégation arithmétique a-t-elle un sens pour ces critères ?

Le problème de la fusion des critères de classification requiert donc une méta-connaissance liée à chaque critère pour orienter le choix, tout d'abord vers l'une des deux familles, puis au sein de celles-ci, vers l'opérateur adapté. Néanmoins, les familles d'opérateurs *dépendants* du contexte semblent particulièrement intéressantes. Elles font l'objet actuellement de nombreuses recherches, notamment dans le domaine des mesures de conflit ¹⁸⁸, dont l'utilisation est envisagée pour la génération de nouveaux critères de classification.

6.3. La génération d'un nouveau critère de classification : application à la classification de contre-mesures

La fusion de données peut être employée pour synthétiser des connaissances inutilement redondantes, ce qui a pour effet de diminuer la taille de la batterie de critères et donc le coût du système. Mais l'étude des opérateurs de fusion a mis en évidence la notion d'accord entre les sources qui permet, à l'inverse, de tirer parti de la redondance pour générer de nouvelles informations classifiantes.

Un exemple de mesures élaborées redondantes est choisi dans le contexte de la torpillerie : les mesures de *cap* et d'*inclinaison*. Bien que ces deux mesures élaborées ne soient pas classifiantes, il s'agit de montrer par cet exemple issu du simulateur du CTSN qu'un critère de

¹⁸⁶ Dubois D., Prade H., La fusion d'informations imprécises, Rapport IRIT/94-44-R, novembre 1994

¹⁸⁷ Dans un processus d'acquisition séquentiel, la précision des mesures augmente avec le nombre d'acquisitions. Aussi, un opérateur optimiste délivrera l'information plus vite qu'un opérateur pessimiste mais elle sera moins fiable. Le temps disponible pour prendre la décision est un facteur contextuel important.

¹⁸⁸ Zunino G., Jolly-Desodt A.M., Jolly D., Indication of conflict in data fusion, Proc. of the 3rd IFAC Symposium on Intelligent Components and Instruments for Control Applications - SICICA'97, Annecy, France, June 9-11, 1997, pp. 393-398

Delmotte F., Borne P., Dubois L., Reliability coefficients optimization for a new fusion rules family, Proc. of the 3rd IFAC Symposium on Intelligent Components and Instruments for Control Applications - SICICA'97, Annecy, France, June 9-11, 1997, pp. 381-386

type accord / désaccord entre ces deux mesures permet la classification d'un certain type de *contre-mesures*.

6.3.1. Des informations redondantes

Pour se protéger d'une attaque torpille, les cibles peuvent employer un type particulier de contre-mesures : les *leurres*. Leur but est de tromper la torpille en simulant des caractéristiques acoustiques de cibles réelles. Pour ce faire, un leurre doit être équipé de capteurs SONAR passifs afin d'« écouter » les signaux émis par la torpille et actifs afin de lui « renvoyer » de fausses réponses. Dans cet exemple, le leurre largué par la cible en fuite sera considéré comme immobile. Il sera capable de simuler une cible virtuelle de deux manières différentes au moins :

- soit par un *déplacement géométrique* virtuel, simulé par *décalage temporel* de la réponse du leurre aux signaux SONAR de la torpille qu'il a reçus,
- soit par une *étendue spatiale* virtuelle simulée par *répétition* des signaux SONAR de la torpille reçus par le leurre (simulation de points brillants¹⁸⁹).

La torpille sera supposée gérer au moins les deux mesures élaborées que sont le *cap* -lié au déplacement géométrique de l'objet- et l'*inclinaison* -liée à son étendue spatiale. Le principe de ces mesures va donc être détaillé dans les deux paragraphes suivants.

6.3.1.1. Le cap

La torpille évolue dans un référentiel fixe (O,X,Y). Le cap de l'objet est défini comme l'angle que fait son vecteur vitesse avec l'axe X. Le cap d'un objet en mouvement dans la scène est calculable par la torpille, à partir des mesures d'azimut et de distance comme le montre la Figure 50, selon la formule suivante :

$$\text{Cap} = \arctan((Y_{n+1}-Y_n) / (X_{n+1}-X_n))$$

Formule 16

$$\text{avec } Y_n = Y_{Tn} + d_n \cdot \sin \theta_n \text{ et } X_n = X_{Tn} + d_n \cdot \cos \theta_n$$

¹⁸⁹ Points brillants : « pour une cible complexe comme un sous-marin, l'écho renvoyé est principalement dû (...) à la diffraction par des irrégularités (coins, bords, renforts, tubes,...) qui donnent des points brillants visibles dans l'enveloppe de l'écho. » in P. Vidoret, Equation du sonar appliquée à la torpillerie, Rapport n° 0777/CTSN/DLSM/95 du 20/04/95, p. 24

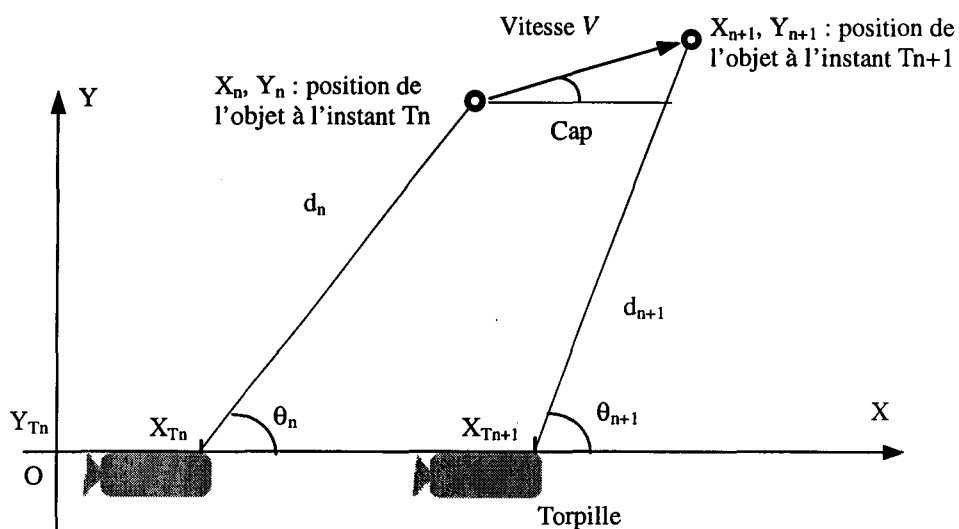


Figure 50 : Estimation du cap de l'objet par des mesures d'azimut et de distance

La contre-mesure est supposée répondre au signal reçu afin de simuler un déplacement géométrique, c'est-à-dire omnidirectionnellement et avec un retard. Elle espère ainsi être classée de façon erronée par la torpille. Cependant, cette dernière peut utiliser une stratégie spécifique pour provoquer une variation artificielle du cap. En effet, en supposant que la torpille fasse route en direction du leurre puis qu'elle vire sur tribord, elle « verra » la cible simulée par le leurre s'évader sur bâbord avec une vitesse instantanée croissante¹⁹⁰ comme le montre la Figure 52.

La Figure 51 montre les trajectoires des différents objets pour deux types de scénarios :

1. *premier scénario* : la torpille est en présence d'une cible réelle,
2. *second scénario* : la torpille est en présence d'un leurre fixe simulant le déplacement d'une cible.

Dans les deux scénarios, le comportement de la torpille est le même : après avoir détecté l'objet, elle se dirige droit dessus pendant plusieurs pas de temps¹⁹¹ de manière à en estimer la vitesse. Ensuite, elle effectue un décrochage angulaire.

¹⁹⁰ Les lois cinématiques montrent que la vitesse simulée augmente d'autant plus vite que l'angle de décrochage est important.

¹⁹¹ Cette durée est fixée arbitrairement à 5.

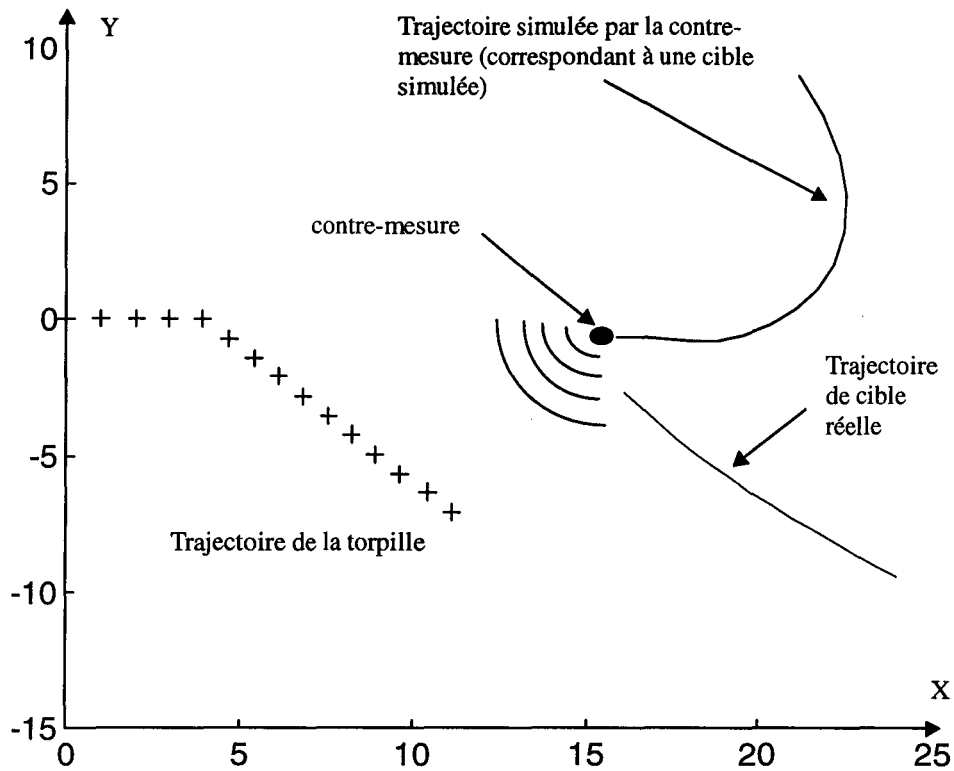


Figure 51 : Stratégie de classification d'une contre-mesure

Les axes, spatial et temporel, sont gradués respectivement en « pas de distance » et en « pas de temps ». Les simulations seront réalisées avec des valeurs de référence : la torpille a une vitesse de 1 « pas de distance » par « pas de temps » ; la vitesse de la cible réelle considérée est 0.75, tout comme celle simulée par le leurre. Les vitesses sont calculées pour le centre de gravité des objets ¹⁹² et permettent de calculer par trigonométrie les caps représentés en Figure 52.

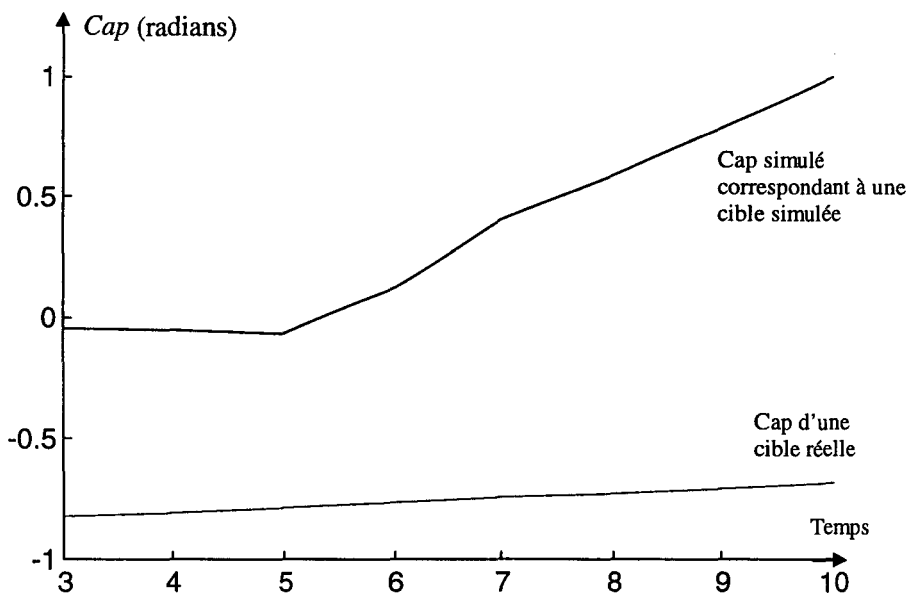


Figure 52 : Caps mesurés lors des deux scénarios

¹⁹² Le centre de gravité est le point brillant se situant au milieu des extrémités.

Les mesures SONAR sont modélisées par des nombres flous afin de prendre en compte leurs imperfections. Dans cet exemple, d_n , d_{n+1} , θ_n , θ_{n+1} sont modélisées par des distributions de possibilité triangulaires sans que cela nuise à la généralité. Puis, les mesures sont additionnées d'un bruit blanc afin de simuler un « bruit acoustique global »¹⁹³.

Suite à l'application des algorithmes de calcul flou, la valeur du cap n'est plus une valeur nette arbitraire mais une distribution de possibilité π_{Cap} . La Figure 53 montre l'évolution de π_{Cap} au cours d'un scénario impliquant une cible réelle. Cette figure est liée à la précédente dont elle reprend la variation du cap dans le plan (Temps, Cap) avec addition du « bruit acoustique global ».

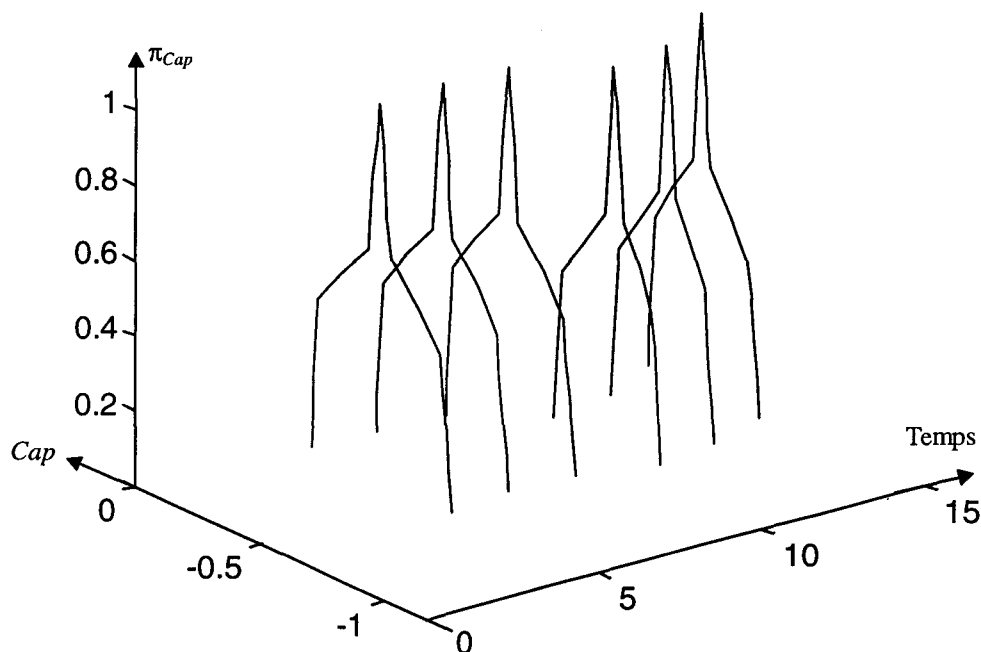


Figure 53 : Caps flous d'une cible simulée (après addition d'un « bruit acoustique global »)

Cette séquence de distributions de possibilité ne peut pas être exploitée directement pour classer l'objet, car le cap n'est qu'une mesure élaborée et non un critère. En revanche, le bon sens veut que le cap d'une cible réelle soit confondu avec son inclinaison, en faisant abstraction des effets d'éventuels courants¹⁹⁴. Le leurre n'ayant pas d'étendue spatiale réelle ne peut simuler qu'une inclinaison nulle, à l'aide des points brillants alignés dans la direction radiale ; il n'est donc pas capable de simuler l'inclinaison cohérente avec son cap. Cette incohérence pourrait constituer une information classifiante. La torpille va donc évaluer les inclinaisons de l'objet afin de les comparer aux caps à différents instants.

¹⁹³ Le bruit blanc introduit est gaussien mais il pourrait être avantageusement remplacé par un modèle de bruit plus proche de la réalité.

¹⁹⁴ Si une information *a priori* concernant le courant était disponible, la correction pourrait être aisément effectuée.

6.3.1.2.L'inclinaison

L'inclinaison d'un objet est définie comme l'angle que fait son axe longitudinal avec l'axe X. Cet axe longitudinal est lui-même défini comme la droite passant « au mieux » par les points brillants renvoyés par l'objet. Pour plus de simplicité dans les simulations, deux uniques points brillants seront envisagés (les deux points extrêmes).

En supposant que la torpille soit suffisamment près de l'objet pour que la longueur L puisse être déduite par trigonométrie (cf exemple des chapitres 2 et 5), l'inclinaison est calculable par la Formule 1 :

$$i = \arccos\left(\frac{d_2 \cos(\theta_2 + \text{cap}_T) - d_1 \cos(\theta_1 + \text{cap}_T)}{L}\right) \quad \text{Formule 17}$$

avec $L = \sqrt{d_1^2 + d_2^2 - 2d_1d_2 \cos(\theta_1 + \theta_2)}$

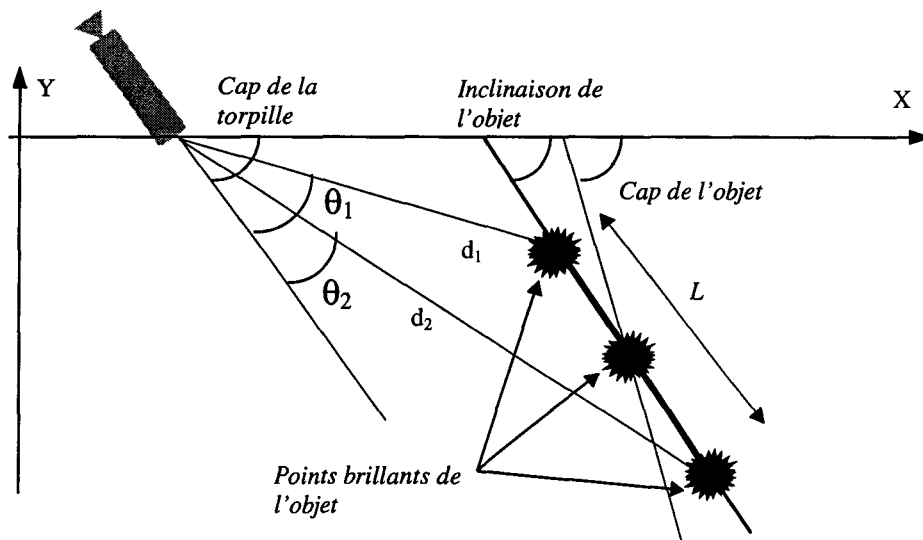


Figure 54 : Evaluation de l'inclinaison d'un objet

Cette fois, la contre-mesure est supposée répondre au signal reçu par une série de signaux affectés de retards temporels, correspondant au déplacement des points brillants. La torpille, quant à elle, suit la même trajectoire que précédemment, pour provoquer une variation artificielle de l'inclinaison. Comme le leurre est ponctuel, l'objet simulé n'aura, vis-à-vis de la torpille, qu'une étendue radiale et aucune étendue orthoradiale. C'est la raison pour laquelle l'inclinaison simulée par le leurre ne coïncidera pas avec le cap.

La Figure 55 montre les variations théoriques de l'inclinaison des différents objets pour deux types de scénarios :

1. *premier scénario* : la torpille est en présence d'une cible réelle,
2. *second scénario* : la torpille est en présence d'un leurre fixe simulant le déplacement d'une cible.

Dans les deux scénarios, le comportement de la torpille est le même que pour le paragraphe précédent, à savoir que la torpille se dirige droit sur l'objet détecté avant d'effectuer un décrochage angulaire.

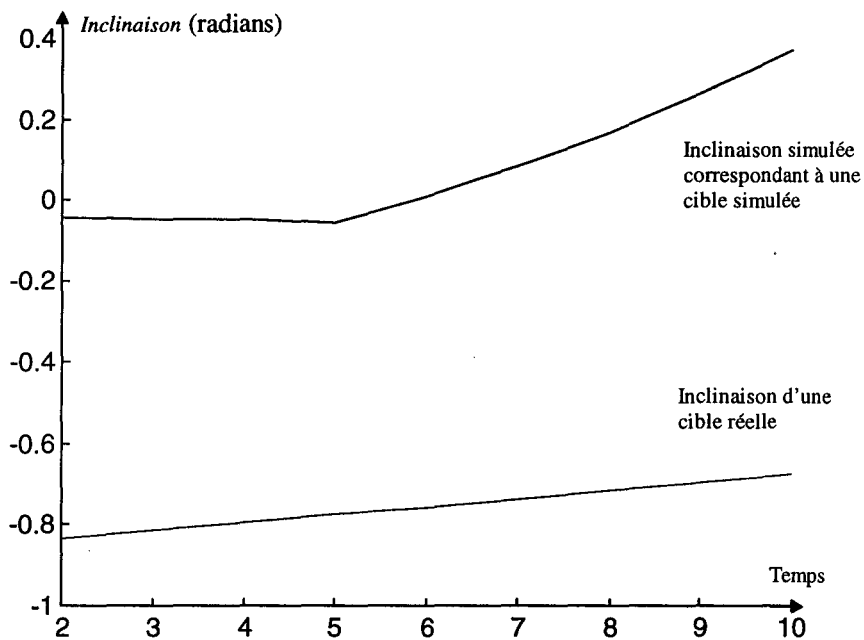


Figure 55 : Inclinaisons mesurées lors des deux scénarios

Tout comme pour l'évaluation des caps, l'imperfection des mesures est prise en compte par une modélisation possibiliste, puis propagée par calcul flou. La batterie de critères se trouve alors en possession de deux informations redondantes. La Figure 56 confirme, en présence du bruit acoustique sur les mesures :

- la cohérence entre cap et inclinaison au cours du scénario faisant intervenir une cible réelle,
- l'incohérence entre cap et inclinaison au cours du scénario faisant intervenir un leurre.

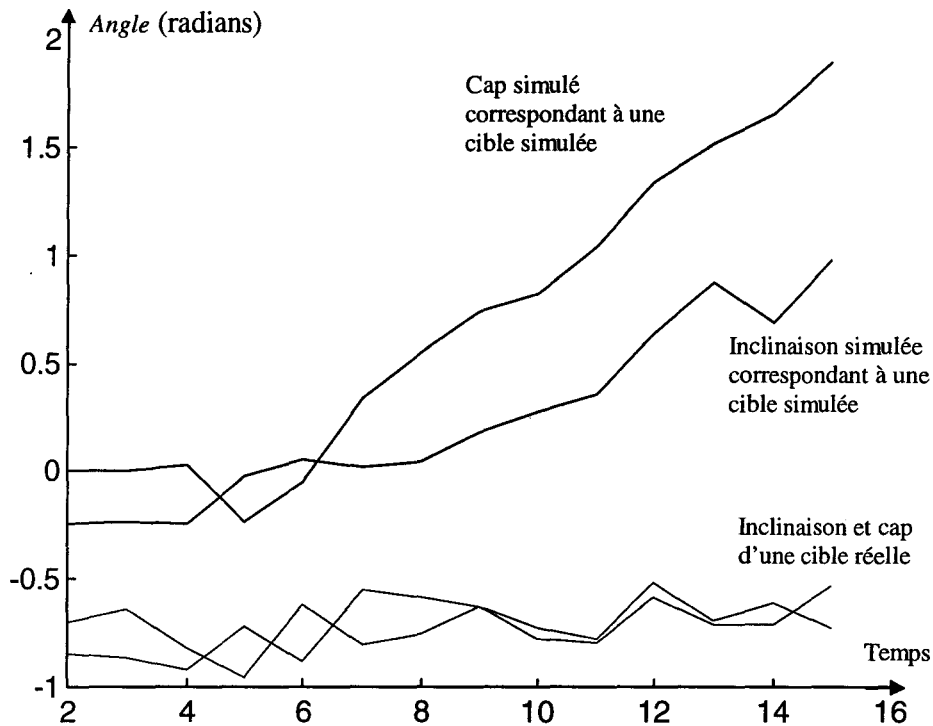


Figure 56 : Cohérence cap / inclinaison

Cette cohérence peut donc devenir un critère de classification à la condition *sine qua non*, d'être capable de la quantifier. Les différents outils de la fusion symétrique présentés dans ce chapitre répondent à ce besoin et permettent donc de générer un nouveau critère de classification.

6.3.2. La génération d'un nouveau critère

Cet exemple permet de montrer que la redondance d'informations n'est pas systématiquement à proscrire et qu'au contraire elle peut être utile dans un contexte de guerre électronique.

Après avoir discuté du choix de l'opérateur de fusion, les performances du nouveau critère de classification vont être évaluées. Il est en effet d'une importance capitale pour l'efficacité de la mission, de classer les différents objets présents le plus vite possible, et ce, avec une qualité connue.

6.3.2.1. Le choix d'un opérateur de fusion

Le but de cette fusion numérique n'est pas de donner une évaluation plus fine de l'attitude de l'objet. Il est au contraire d'évaluer le degré de cohérence entre le cap et l'inclinaison.

Dubois et Prade ¹⁹⁵ ont proposé un indice de consensus, noté h et défini en Formule 12, pour évaluer l'accord entre deux sources d'informations exprimées sous forme de distributions de possibilité : π_{Cap} et $\pi_{Inclinaison}$, par exemple comme en Figure 57. Cet indice a été choisi en

¹⁹⁵ Dubois D., Prade H., Adaptive combination rules for possibility distributions, 2nd European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, EUFIT'94, Aachen, Germany, 1994, pp. 48-52

première approche pour sa simplicité et son interprétation aisée ¹⁹⁶. Cet indice est défini de la manière suivante, avec i une T -norme à définir.

$$\forall i, h = \sup_{\text{Angle}} i(\pi_{\text{Cap}}(\text{Angle}), \pi_{\text{Inclinaison}}(\text{Angle}))$$

Formule 18

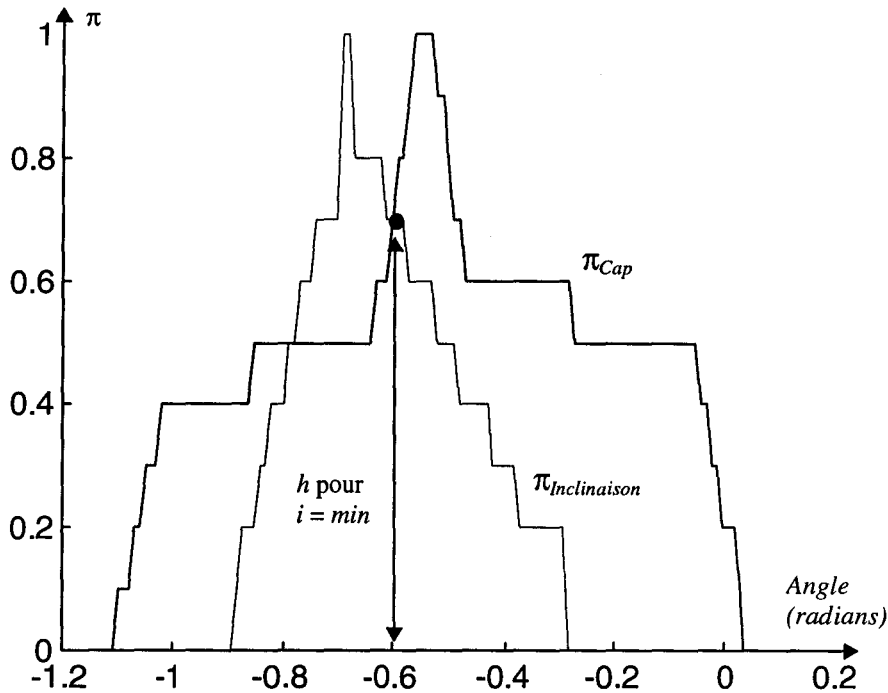


Figure 57 : Angles flous à fusionner

Pour chaque type de scénario, le consensus h a été calculé avec les deux T -normes extrêmes : $\min(\pi_Q, \pi_{Q'})$ et $\max(0, \pi_Q + \pi_{Q'} - 1)$ (cf Figure 41). La Figure 58 montre que le choix de la T -norme semble avoir peu d'effet sur le résultat de la fusion. Cette hypothèse devra être vérifiée *a posteriori* par évaluation statistique des performances.

Le choix de la T -norme intervenant dans le calcul de h a donc été essentiellement conduit par la simplicité des calculs et de l'interprétation. Le \min a donc été choisi, car il s'agit de la T -norme la plus simple et qu'elle s'interprète comme une intersection d'ensembles, c'est-à-dire qu'elle conserve uniquement l'information commune aux deux sources d'information.

¹⁹⁶ Une étude plus poussée sur le choix de ces indices de conflit ou d'accord est en cours au sein de l'équipe : Zunino G., Jolly-Desodt A.M., Jolly D., Indication of conflict in data fusion, Proc. of the 3rd IFAC Symposium on Intelligent Components and Instruments for Control Applications - SICICA'97, Annecy, France, June 9-11, 1997, pp. 393-398

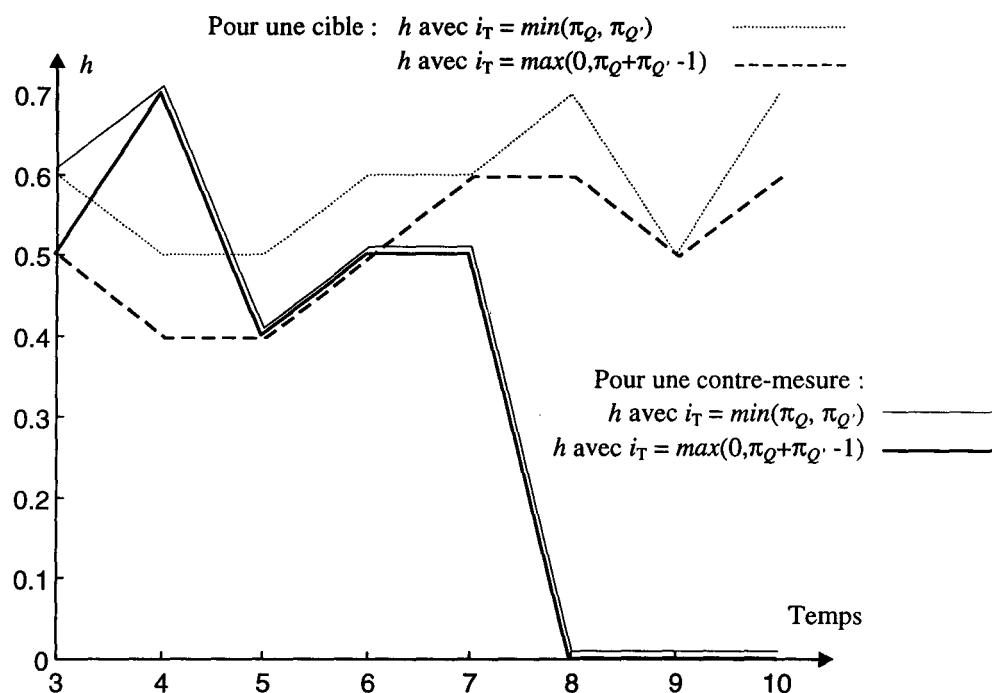


Figure 58 : Evolution de l'indice h dans le temps.

Le nouveau critère de classification est fondé sur h : tant que h est supérieur à un certain seuil, les deux angles sont considérés comme suffisamment cohérents pour correspondre à une cible réelle. La Figure 58 montre bien qu'une incohérence apparaît entre π_{Cap} et $\pi_{Inclinaison}$ durant le scénario faisant intervenir une contre-mesure. Cette hypothèse avait été fondée sur la Figure 56 qui montre que l'inclinaison et le cap, simulés par le leurre, divergent ; elle est confirmée ici, après bruitage des mesures et propagation de leurs imperfections.

6.3.2.2. Les performances du nouveau critère de classification

Les performances de ce nouveau critère de classification doivent être quantifiées en terme de probabilité de bonne classification p_c et de fausse classification p_{fc} ¹⁹⁷. Pour ce faire, le scénario est « joué » N fois en additionnant un bruit acoustique blanc sur les mesures d'azimut et de distance. A la fin de chaque série de tirages aléatoires, parallèlement à l'évaluation des performances de classification elles-mêmes, les temps de classification minimaux, moyens et maximaux sont calculés afin de juger de la « faisabilité tactique » du critère de classification de l'objet. En effet, un tel critère, même s'il procure de bonnes performances statistiques, ne sera pas applicable s'il détourne la torpille trop loin de sa trajectoire initiale.

Les évaluations consistent en 5000 tirages aléatoires de scénarios complets (10 pas de temps) où seules les valeurs de « bruit acoustique global » varient. Le seuil de décision sur la valeur h varie entre 0 et 0.5 et le test de classification commence après le changement de direction qui se produit dans la trajectoire de la torpille à l'instant $t=5$.

Ces performances sont synthétisées dans les tableaux ci-dessous, tout d'abord pour la T-norme $\min(\pi_Q, \pi_{Q'})$ (cf Tableau 17), puis pour la T-norme $\max(0, \pi_Q + \pi_{Q'} - 1)$ (cf Tableau 18) :

¹⁹⁷ La probabilité de bonne classification p_c est la probabilité de classer « Leurre » quand l'objet est un leurre.

La probabilité de fausse classification p_{fc} est la probabilité de classer « Leurre » quand l'objet est une cible réelle.

Des valeurs classiquement imposées aux systèmes SONAR sont : $p_c > 0.8$ et $p_{fc} < 10^{-3}$.

h	p_{fc}	p_c	Instant de classification ¹⁹⁸		
			minimum	moyen	maximum
0	0.000	0.9999	5.000	5.9996	8.000
0.1	0.000	0.9999	5.000	5.9994	8.000
0.2	0.000	0.9999	5.000	5.9990	8.000
0.3	4.10^{-4}	0.9999	5.000	5.9990	8.000
0.4	7.10^{-2}	0.9999	5.000	5.9978	8.000
0.5	0.9564	0.9999	5.000	5.9978	8.000

Tableau 17 : Classification basée sur un indice de conflit h fonction de la T-norme $\min(\pi_Q, \pi_{Q'})$.

Contrairement à ce que suggère la Figure 58, le Tableau 18 montre qu'*a posteriori*, le choix de la T-norme utilisée pour le calcul de l'indice de consensus influe sur les performances du processus de classification. Ainsi, une T-norme comme $\max(0, \pi_Q + \pi_{Q'} - 1)$ est trop pessimiste et induit des probabilités de fausse classification comprises entre 0.3 et 1, ce qui conduit à des performances insuffisantes du critère de classification.

h	p_{fc}	p_c	Instant de classification ¹⁹⁸		
			minimum	moyen	maximum
0	0.3351	1.000	5.000	6.1256	10.000
0.1	0.3371	1.000	5.000	6.1152	10.000
0.2	0.3404	1.000	5.000	6.1088	10.000
0.3	0.3433	1.000	5.000	6.0921	10.000
0.4	0.6819	1.000	5.000	5.9227	9.000
0.5	0.9474	1.000	5.000	5.6496	9.000

Tableau 18 : Classification basée sur un indice de conflit h fonction de la T-norme $\max(0, \pi_Q + \pi_{Q'} - 1)$.

En revanche, la T-norme $\min(\pi_Q, \pi_{Q'})$ fournit au critère des performances intéressantes, du point de vue *statistique* ($p_c > 0.8$ et $p_{fc} < 10^{-3}$) ainsi que *temporel*. Le temps de classification¹⁹⁹ moyen pour un seuil sur h inférieur ou égal à 0.3 est d'environ 1, ce qui signifie que la torpille dévierra peu de sa trajectoire pour classer l'objet. L'une des raisons de cette performance, est bien entendu, la spécificité de la stratégie de guidage employée et des mesures élaborées choisies. Ceci est possible parce que le leurre envisagé est ponctuel et donc

¹⁹⁸ L'expression des instants de classification avec quatre décimales se justifie par le besoin de mettre en évidence la décroissance du temps de classification avec l'augmentation de h .

¹⁹⁹ Le temps de classification est défini comme la différence entre l'instant de classification (moment auquel la torpille classe l'objet, ici, environ 6) et l'instant auquel débute le test ($t=5$ dans l'exemple choisi).

incapable de gérer la cohérence entre déplacement géométrique et étalement spatial dans toutes les situations tactiques et que la torpille possède *a priori* la connaissance de cette « faiblesse ».

Par ailleurs, l'évaluation des performances de ce critère devra être affinée afin de tenir compte de tous les paramètres mis en jeu dans la simulation.

Cet exemple applicatif montre donc que la *fusion de données symétrique* peut être un outil efficace pour le module de classification de la torpille dans un contexte de guerre électronique. L'utilisation de la théorie des possibilités donne un sens aux notions d'accord et de conflit entre les sources, ce qui permet dans certains cas d'exploiter la redondance d'information pour générer de nouvelles connaissances classifiantes et ainsi d'enrichir la batterie de critères.

6.4. Conclusion

L'étude des différents outils de fusion symétrique possibiliste a permis de mettre en évidence deux approches sémantiquement différentes. Le choix d'un opérateur de fusion est donc surtout dépendant du sens associé aux informations manipulées et ne peut donc pas être systématisé. Cependant, les deux approches sont l'objet de nombreux développements guidés par les mêmes buts : rendre ces lois de fusion de données *adaptables*.

La fusion symétrique pourrait donc être employée pour gérer la quantité de critères à retenir dans la batterie, par exemple, en synthétisant l'information fournie par des critères de classification redondants. Mais au-delà de la diminution du nombre de critères à considérer pour la classification, cette technique laisse surtout entrevoir une nette amélioration des performances du processus de classification.

En effet, dans le cadre de la théorie des possibilités, cette connaissance « fusionnée » est apte à relater des conflits, des désaccords entre des critères. Alliée à une connaissance experte sur les raisons de ces conflits, la classification s'appuyant sur cette connaissance « fusionnée » peut s'avérer plus performante en terme de *taux* et de *temps* de classification. La fusion de données symétrique répond ainsi aux besoins exprimés dans notre application.

7. De la fusion dissymétrique à la classification

7.1. Introduction

La torpille fait appel aux outils de la *fusion de données symétrique* vus précédemment afin de gérer la quantité d'information contenue dans la batterie de critères. Par ailleurs, puisque la mission de la torpille s'inscrit dans le temps et que les informations sensorielles sont acquises « périodiquement » par l'antenne SONAR, il est possible d'exploiter cette redondance temporelle pour réduire l'imperfection. Il ne s'agit plus de fusion à proprement parler mais de *révision* ou de *mise à jour*.

Le processus de combinaison est alors *dissymétrique*, les sources d'informations ne jouent plus le même rôle. Une règle de fusion dissymétrique est une loi de changement de croyance qui s'opère sur la connaissance courante lors de l'acquisition d'une information nouvelle. Jusqu'à présent, le domaine d'application de ces règles de fusion est plutôt la mise à jour des bases de données et autres systèmes experts à base de règles²⁰⁰. Cependant la robotique mobile fait aussi appel à ces notions pour filtrer les données au fil des acquisitions sensorielles²⁰¹.

Après avoir donné les définitions générales, cette partie s'attachera donc à illustrer quelques règles de fusion dissymétrique dans le cadre de la théorie des possibilités.

Mais au-delà de la simple mise à jour de la batterie de critères, ces outils de fusion dissymétrique permettent aussi d'améliorer le processus de *classification des objets*. En effet, la batterie peut contenir des critères évalués à partir d'informations *a priori*, sensorielles ou mixtes, et il est nécessaire de s'assurer que les nouvelles données sont cohérentes avec les anciennes. La théorie des possibilités en donnant un sens à cette notion de cohérence permet d'exploiter les outils de la fusion de données dissymétrique pour la classification des objets comme le montrera l'exemple choisi.

7.2. Les outils de la fusion dissymétrique

Il semble important, dans un premier temps, d'introduire ces outils de la manière la plus générale possible, hors de tout contexte mathématique. Après avoir proposé un classement fonctionnel de ces règles de fusion, cette partie se propose d'illustrer le comportement de quelques opérateurs de fusion dissymétrique qui seront employés dans l'exemple.

²⁰⁰ Marek V.W., Truszczyński M., Revision specifications by means of programs, Proc. workshop JELIA, Logics in Artificial Intelligence, 1994, pp. 122-136

Witteveen C., van der Hoek W., de Nivelle H., Revision of non-monotonic theories, Proc. workshop JELIA, Logics in Artificial Intelligence, 1994, pp. 137-151

Aravindan C., Dung P.M., Belief dynamics, abduction, and databases, Proc. workshop JELIA, Logics in Artificial Intelligence, 1994, pp. 66-85

Dubois D., Prade H., The logical view of conditioning and its application to possibility and evidence theories, Int. Journal of Approximate Reasoning, n°4, 1990, pp. 23-46

Dubois D., Prade H., Updating with belief functions, ordinal conditional functions and possibility measures, Uncertainty in artificial intelligence 6, P.P. Bonissone et al. ed., Elsevier science publishers, 1991, pp. 311-329

²⁰¹ O. Strauss, E. Aimé, Filtering data by using three error theories together, EUFIT'96, Aachen, Germany, pp. 1640-1644

7.2.1. Définition générale des règles de fusion dissymétrique

Une synthèse des opérateurs de fusion dissymétrique a été réalisée par D. Dubois et H. Prade²⁰². Certaines de ces règles sont utilisées pour mettre à jour les informations contenues dans la batterie de critères.

Classiquement, une distinction est faite entre les règles de *conditionnement* et de *mise-à-jour*. Elle correspond à la différence existant, dans le cadre de la logique, entre les règles de *révision*²⁰³ et de *projection*²⁰⁴. Toutes ces notions sont définies ici dans un cadre général en reprenant la décomposition proposée dans la référence²⁰².

7.2.1.1. Les règles de conditionnement (révision)

Les règles de conditionnement s'appliquent lorsque le monde est *statique*. La nouvelle information traduit non pas une remise en question de la connaissance courante mais un nouveau point de vue ou une information supplémentaire sur le monde.

Une nouvelle distinction au sein de cette famille de règles s'opère selon le type d'informations manipulées. Pour cela, Dubois, Prade et Smets²⁰⁵ introduisent les notions de *connaissance générique* et de *connaissance factuelle*.

- La *connaissance générique* se rapporte à un ensemble de situations vues comme un tout, mais à aucune situation particulière. Elle peut être exprimée sous forme de règles ou sous forme fréquentiste. Exemple : « la plupart des bateaux déplacent beaucoup d'eau ».
- La *connaissance factuelle* est une description du monde à un instant donné, s'appuyant sur des faits constatés, mesurés. Exemple : la liste des critères de classification du bateau présent dans la scène (longueur, bruit rayonné, nombre d'arbres...).

Ainsi, il devient possible de distinguer les règles de types *révision* de celles de type *focalisation*²⁰².

7.2.1.1.1. La révision

Il s'agit de modifier, de renforcer la connaissance courante à l'aide d'une nouvelle connaissance du même type (générique ou factuelle).

Exemple: « on sait que les bateaux furtifs sont des bâtiments silencieux » (connaissance générique). Une nouvelle information générique nous dit que « ce sont les bâtiments les plus silencieux ».

Le formalisme de la théorie des possibilités permet de mettre en évidence trois types de révision, classés selon la *spécificité* de la distribution résultante²⁰²:

²⁰² Dubois D., Prade H., A survey of belief revision and updating rules in various uncertainty models, Int. J. of Intelligent Systems. 9, 1994, pp. 61-100

²⁰³ Gärdenfors P., Knowledge in flux: modeling the dynamics of epistemic states. The MIT Press, Cambridge, MA, 1988

²⁰⁴ Katsuno H., Mendelzon A.O., On the difference between updating a knowledge base and revising it, in Belief revision (P. Gärdenfors ed.), Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1992, pp. 183-203

²⁰⁵ Dubois D., Prade H., Smets P., Representing partial ignorance, IEEE transactions on Systems, Man, and Cybernetics, art A: Systems and Humans, vol. 26, n° 3, 1996, pp. 361-377

1. l'*expansion* est appliquée lors de la réception d'une information *B* consistante²⁰⁶ avec l'information *a priori* *A*. Elle fournit une distribution *plus spécifique*.
2. la *contraction* consiste à oublier si l'information *B* est vraie ou non²⁰³. Par conséquent, la distribution résultante doit exprimer une ignorance totale vis-à-vis de *B*. La nouvelle information sera donc *moins spécifique* que l'ancienne.
3. la *révision classique* fournit des résultats ni plus ni moins spécifiques et qui contredisent partiellement l'information *a priori*. Au contraire des lois précédentes traduites par des formules heuristiques, la révision classique est une extension du conditionnement probabiliste.

L'expansion et la contraction sont adaptées à des référentiels symboliques et n'ont pas d'interprétation aisée en terme de distribution de possibilités. Elles ne sont pas détaillées dans la suite.

7.2.1.1.2. La focalisation

Le but d'une focalisation est de conditionner une connaissance générique relative à l'ensemble des objets par une connaissance factuelle sur l'objet considéré, afin d'affiner les conclusions plausibles concernant cet objet particulier.

Exemple: connaissance générique courante: « la plupart des bateaux déplacent beaucoup d'eau ». Une information factuelle devient disponible concernant le bateau présent: « c'est un aéroglisseur ». Cette information ne modifie en rien la connaissance générique, mais change la connaissance relative à l'objet considéré : « il ne déplace pas beaucoup d'eau ».

Ce type de règle trouve son application dans les systèmes à base de connaissances. L'application choisie ne faisant intervenir que des informations factuelles, la focalisation n'est pas développée.

7.2.1.2. Les règles de projection (mise-à-jour).

Contrairement aux règles de conditionnement qui s'appliquent en monde statique, les règles de mise-à-jour sont utilisées lorsque la *situation courante change*. Aussi, lorsque le système apprend qu'un événement *E* est réalisé, rendant impossible un ensemble de situations, il faut réaffecter les croyances qu'avaient ces situations en les projetant sur celles qui demeurent possibles. Cela ne signifie donc pas que la croyance antérieure était fausse mais qu'elle l'est devenue.

Exemple: connaissant la distribution des cibles dans le monde, il est possible de calculer les probabilités de présence de tel type de bâtiment dans une certaine zone à condition de disposer d'une base de données actualisée.

Etant donné la faible échelle de temps considérée en torpillerie (quelques minutes), il ne sera donc pas fait appel à cette notion de mise-à-jour pour les caractéristiques géométriques et acoustiques. Le monde sera supposé constant.

Il semble intéressant de résumer cette présentation par un schéma synthétique présentant une classification des règles de fusion dissymétrique relative à leurs conditions d'emploi.

²⁰⁶ La *consistance* au sens psychologique du terme est « le fait par lequel un enquêté, un sujet interrogé dans un sondage maintient une opinion, un comportement ». Dictionnaire de la langue française, Lexis, Larousse, 1994.

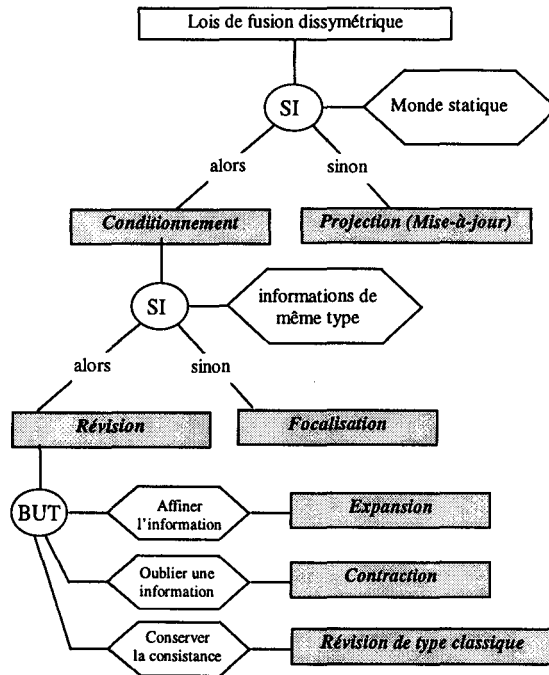


Figure 59 : Conditions d'emploi des lois dissymétriques

7.2.2. Formalisation des règles dans le cadre de la théorie des possibilités

Les règles utilisées dans la suite sont donc du type révision. Elles auront à réviser des informations exprimées sous forme de distributions de possibilité, essentiellement des critères de classification résultant d'un calcul flou. Elles sont donc présentées et illustrées ici dans le cadre de la théorie des possibilités.

La révision possibiliste généralise le processus de conditionnement Bayésien. Ainsi, elle nécessite la définition du concept de distribution de possibilité conditionnelle. Pour cela, il est nécessaire de définir la notion de possibilité conditionnelle, tout d'abord sur des *ensembles classiques*, puis sur des *sous-ensembles flous*. Ensuite, la notion de révision est traduite par différentes formules qui sont détaillées et comparées.

7.2.2.1. La notion de possibilité conditionnelle dans le cas d'un sous-ensemble classique

Cette notion est introduite en deux étapes, tout d'abord à travers la notion de *mesure* de possibilité conditionnelle sur des ensembles classiques puis, à travers celle de *distribution* de possibilité conditionnelle sur des ensembles flous.

7.2.2.1.1. Mesures de possibilité conditionnelle sur des ensembles classiques

Le conditionnement probabiliste se traduit selon Bayes de la façon suivante :

$$\forall B, B \cap A \neq \emptyset, \Pr(A \cap B) = \Pr(B|A) \cdot P(A) \quad \text{Formule 19}$$

Dans le cadre de la théorie des possibilités, le produit est remplacé par une *t-norme*. Un cas particulier de celle-ci peut être un *min*, la Formule 19 devient alors, A et B étant des ensembles classiques :

$$\forall B, B \cap A \neq \emptyset, \Pi(A \cap B) = \min(\Pi(B|A), \Pi(A)) \quad \text{Formule 20}$$

ou encore la formule d'inspiration Bayesienne pour une *t-norme* de type *produit* :

$$\forall B, B \cap A \neq \emptyset, \Pi(A \cap B) = \Pi(B|A) \cdot \Pi(A) \quad \text{Formule 20 bis}$$

Contrairement à la Formule 20 bis, la Formule 20 ne permet pas de calculer une unique valeur de $\Pi(B|A)$, il y a un choix à faire. Dubois et Prade ²⁰⁷ préconisent la solution la plus « raisonnable », celle qui fournit la plus grande valeur de $\Pi(B|A)$.

Ainsi, la mesure de possibilité de B, conditionnelle à la nouvelle connaissance A, se calcule selon la Formule 21:

$$\Pi(B|A) = \begin{cases} 1, & \text{si } \Pi(A \cap B) = \Pi(A) \\ 0, & \text{si } A \cap B = \emptyset \end{cases} \quad \text{Formule 21}$$

7.2.2.1.2. Distributions de possibilité conditionnelle sur des ensembles classiques

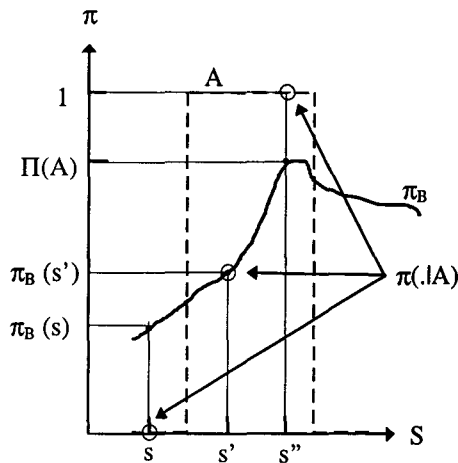
Des distributions de possibilité conditionnelle peuvent elles aussi être définies à partir des mesures $\Pi(B|A)$. Les formules suivantes permettent, selon la *t-norme* choisie, de calculer $\pi(s|A)$: le degré de possibilité d'avoir *s* sachant A, ensemble classique. L'information B étant représentée par sa distribution de possibilité π_B , la Formule 21 permet de déduire $\pi(s|A)$ lorsque la *t-norme* est un *min* :

$$\forall s \in B, A \neq \emptyset, \pi(s|A) = \begin{cases} 1, & \text{si } \pi_B(s) = \Pi(A), s \in A \\ 0, & \text{si } s \notin A \\ \pi_B(s), & \text{si } \pi_B(s) < \Pi(A), s \in A \end{cases} \quad \text{Formule 22}$$

avec la notation : $\Pi(A) = \sup_{s \in A} \pi_B(s)$

²⁰⁷ Dubois D., Prade H. in Abidi M.A., Gonzalez R.C., Data fusion in robotics and machine intelligence, Abidi M.A., Gonzalez R.C. editors, Academic Press, 1992, p. 498.

Exemple:



$\pi(s|A) = 0$, car $s \notin A$,
 $\pi(s'|A) = \pi_B(s')$, car $\pi_B(s') < \Pi(A)$,
 $\pi(s''|A) = 1$, car $\pi_B(s'') = \Pi(A)$.

Figure 60 : Possibilité conditionnelle sachant A, ensemble classique

La Formule 20 bis permet, quant à elle, de déduire une autre forme de distribution de possibilité conditionnelle pour une *t-norme produit* :

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall s \in B, A \neq \emptyset, \pi(s|A) = \frac{\pi_B(s)}{\Pi(A)} \text{ si } s \in A \\ = 0 \text{ sinon} \end{array} \right. \quad \text{Formule 22 bis}$$

7.2.2.2. La notion de possibilité conditionnelle dans le cas d'un sous-ensemble flou

Une formule ²⁰⁸ permet de définir $\pi(s|A)$ dans le cas où la nouvelle connaissance est incertaine, c'est-à-dire formalisée par un sous-ensemble flou :

$$\forall s \in B, A \neq \emptyset, \pi(s|A) = \sup_{\alpha \in (0,1]} \min(\alpha, \pi(s|A_\alpha)) \quad \text{Formule 23}$$

avec $A_\alpha = \{s \in S, \pi_A(s) \geq \alpha\}$

Cette formule fait intervenir les α -coupes de A qui sont des ensembles classiques. Les possibilités conditionnelles $\pi(s|A_\alpha)$ se calculent donc facilement à l'aide des Formule 22 ou Formule 22 bis.

7.2.2.2.1. Distribution de possibilité conditionnelle pour une *t-norme* du type min

Ainsi, pour une *t-norme* du type *min*, la Formule 23 devient ²⁰⁹:

$$\forall s \in B, A \neq \emptyset, \pi(s|A) = \begin{cases} \pi_A(s), \text{ si } \exists \alpha > 0, \Pi(A_\alpha) = \pi(s) \\ \min(\pi_A(s), \pi_B(s)), \text{ sinon} \end{cases} \quad \text{Formule 24}$$

²⁰⁸ Dubois D., Prade H., Updating with belief functions, ordinal conditional functions and possibility measures, Uncertainty in artificial intelligence 6, P.P. Bonissone et al. ed., Elsevier science publishers, 1991, pp. 311-329.

²⁰⁹ Dubois D., Prade H. in Abidi M.A., Gonzalez R.C., Data fusion in robotics and machine intelligence, Abidi M.A., Gonzalez R.C. editors, Academic Press, 1992, p. 498.

Exemples numériques de calculs d'une distribution conditionnelle selon la Formule 24:

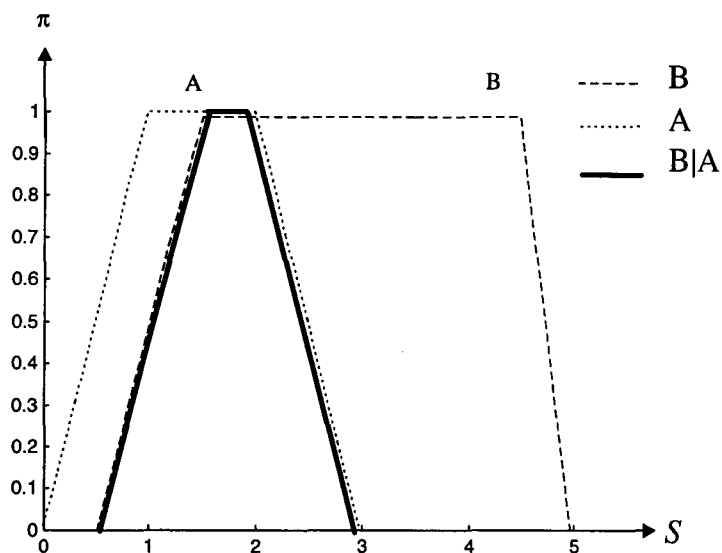


Figure 61a : Exemple de conditionnement possibiliste de deux informations consistantes

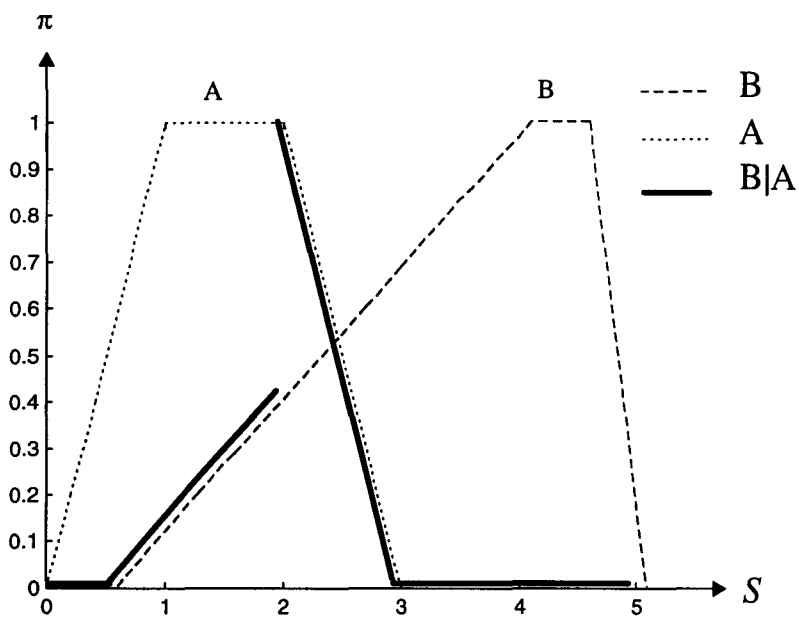


Figure 61b : Exemple de conditionnement possibiliste de deux informations partiellement consistantes

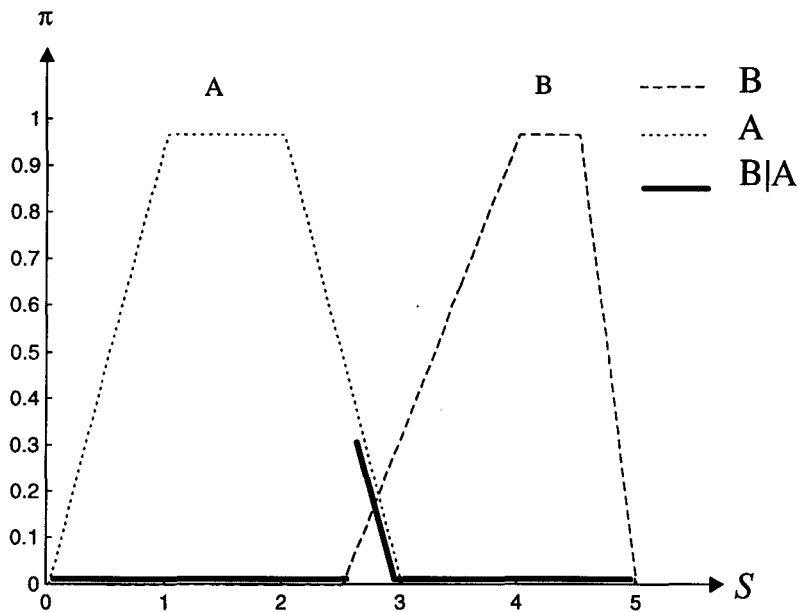


Figure 61c : Exemple de conditionnement possibiliste de deux informations très inconsistantes

Lorsque l'intersection des *noyaux*²¹⁰ de A et de B n'est pas vide, cette règle se comporte comme un *min* (Figure 61a). La Figure 61b montre qu'en raison de l'usage de la Formule 22, cette loi devient discontinue dès lors que les noyaux sont disjoints. La Figure 61c, quant à elle, montre que lorsque que, l'intersection du *support*²¹¹ de B et du noyau de A est vide, le résultat n'est plus normalisé. Il s'agit en fait d'une loi de révision adaptée aux référentiels symboliques et non numériques.

7.2.2.2. Distribution de possibilité conditionnelle pour une *t-norme* du type *produit*

L'autre règle de révision, s'appuyant sur les Formule 22 bis et Formule 23, pallie ce défaut car elle fournit une distribution continue sur son support. Elle peut s'écrire de la façon suivante²¹².

$$\forall s \in B, A \neq \emptyset, \pi(s|A) = \min\left(\pi_A(s), \frac{\pi_B(s)}{\Pi(A_{\pi_A(s)})}\right) \quad \text{Formule 24 bis}$$

$$\text{avec } A_{\pi_A(s)} = \{s' \in S, \pi_A(s') \geq \pi_A(s)\}$$

Le comportement de cette règle est illustré par les figures suivantes.

Exemples numériques de calculs d'une distribution conditionnelle selon la Formule 24 bis :

²¹⁰ *Noyau* : c'est l'ensemble des éléments du sous-ensemble flou dont le degré de possibilité est unitaire.

²¹¹ *Support* : c'est l'ensemble des éléments du sous-ensemble flou dont le degré de possibilité est strictement positif.

²¹² Dubois D., Prade H. in Abidi M.A., Gonzalez R.C., Data fusion in robotics and machine intelligence, Abidi M.A., Gonzalez R.C. editors, Academic Press, 1992, p. 498.

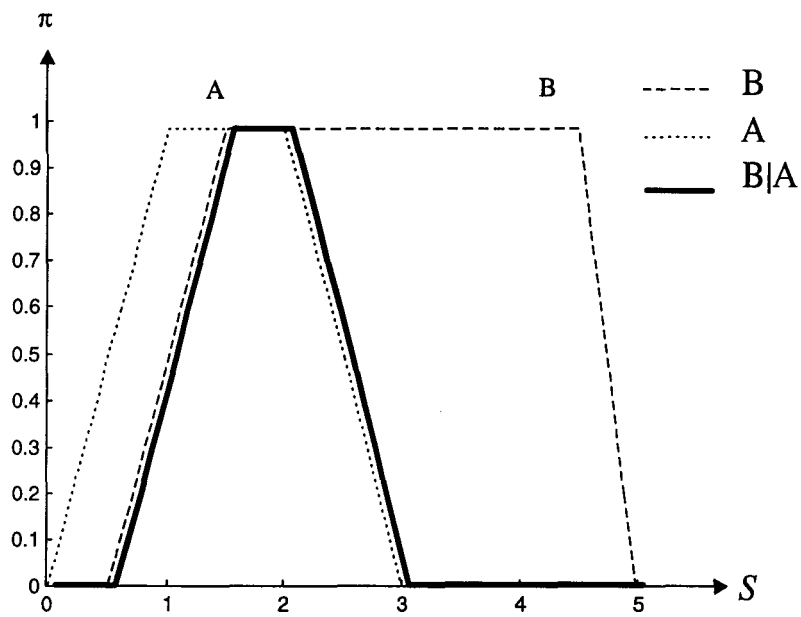


Figure 62a : Exemple de conditionnement possibiliste de deux informations consistantes

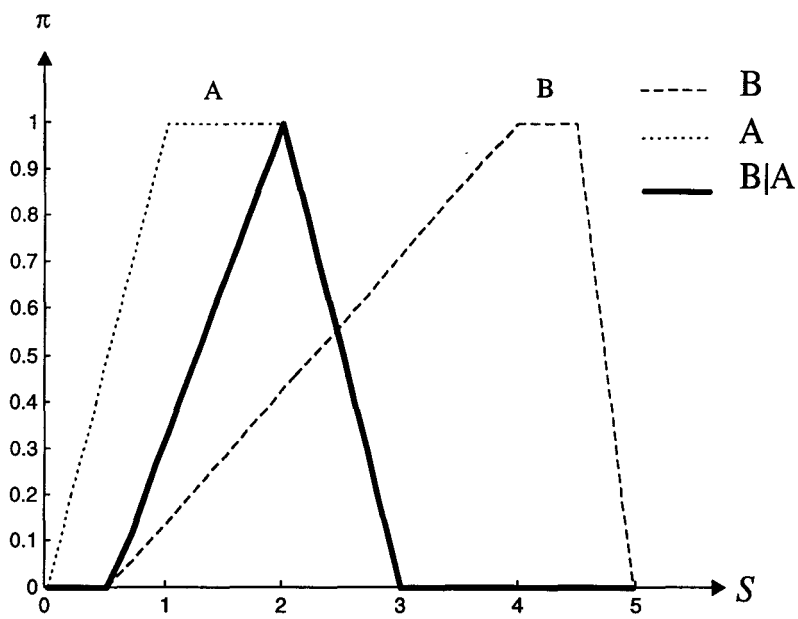


Figure 62b : Exemple de conditionnement possibiliste de deux informations partiellement consistantes

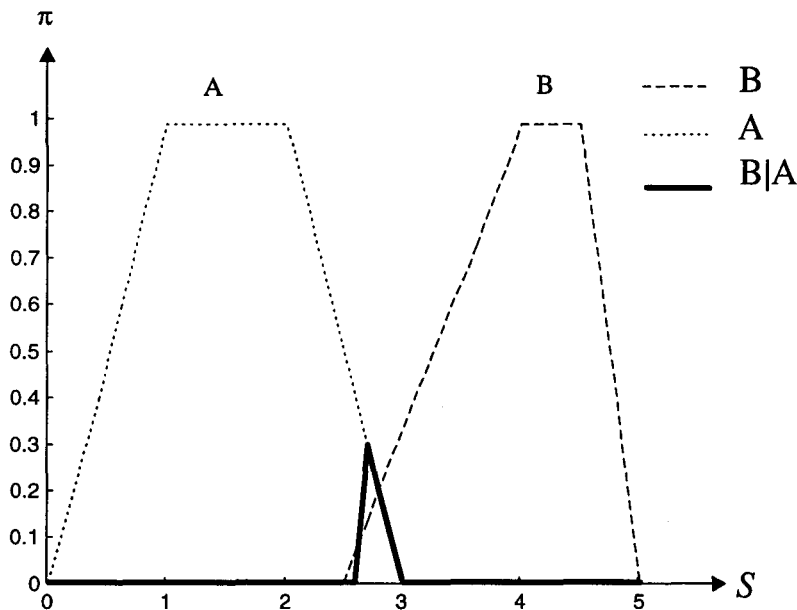


Figure 62c : Exemple de conditionnement possibiliste de deux informations très inconsistantes

Tout comme la Formule 24, la Formule 24 bis est donc normalisée mais elle présente en plus l'avantage de donner des résultats continus.

Quelques règles classiques de révision possibiliste ont donc été rappelées et leur comportement a été illustré. Leur application au suivi temporel des critères de classification semble être une perspective intéressante. Le support du résultat étant l'intersection des supports des distributions fusionnées, c'est un moyen d'affiner le critère. Et, en cas de dérive trop importante du critère entre deux instants, ces règles traduisent le conflit par une diminution de la mesure de possibilité du résultat.

L'exemple développé dans la partie suivante va illustrer une utilisation envisageable de la révision possibiliste dans le cadre de la torpillerie.

7.3. Application à la classification de cibles sous-marines

Cette partie s'attache à illustrer le fonctionnement des règles de fusion dissymétrique sur un exemple inspiré de la torpillerie et déjà brièvement présenté au chapitre 2 pour illustrer la modélisation de l'incomplétude. Tout d'abord, il permet de montrer que ces règles peuvent améliorer la qualité de l'information en exploitant la redondance temporelle. Ensuite, il illustre l'utilisation de la *révision* pour la classification des objets.

7.3.1. Description du problème

Le but de notre engin est de classer les objets présents le plus vite possible afin de limiter ses propres déplacements, cela veut dire classer les objets tout en restant le plus loin possible d'eux (ce qui est défavorable à la qualité des informations sensorielles acquises).

Il s'agit, dans cet exemple, d'évaluer des critères de classification alors même que certains paramètres dont dépendent ces critères sont *indisponibles*, étant donnée la distance qui sépare la torpille de l'objet. Le critère choisi est l'*index de réflexion* de l'objet présent dans la scène

(noté $\mathcal{R}\mathcal{E}$). Cet index est supposé ne dépendre que de l'inclinaison i de l'objet. Pour certaines classes de cibles il varie selon la loi représentée en Figure 63.

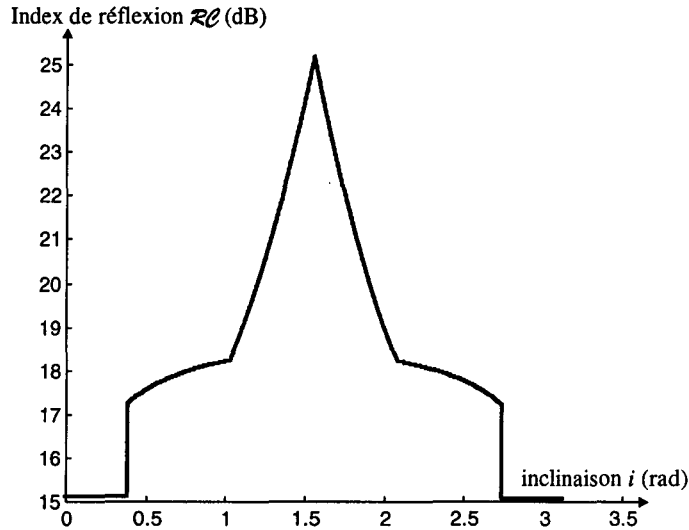


Figure 63 : Evolution de l'index de réflexion en fonction de l'inclinaison d'un objet

Deux phases sont à distinguer selon la distance séparant la torpille de l'objet.

- « Au près » (Figure 64) :

Lorsque la torpille est « près » de l'objet, les mesures d'azimut θ_1 et θ_2 sont accessibles car elles sont supérieures à la résolution angulaire des voies. L'inclinaison i est calculable puisque la longueur peut être approximée²¹³ par trigonométrie.

$$i = \arccos\left(\frac{d_2 \cos \theta_2 - d_1 \cos \theta_1}{L}\right) \quad \text{Formule 25}$$

avec $L = \sqrt{d_1^2 + d_2^2 - 2d_1d_2 \cos(\theta_1 + \theta_2)}$

- « Au loin » (Figure 64 bis) :

Cependant, afin d'améliorer le guidage, il est intéressant de pouvoir évaluer i lorsque la torpille est « loin » de l'objet, c'est-à-dire lorsque les mesures d'azimut θ_1 et θ_2 sont inaccessibles car inférieures à la résolution angulaire des voies formées²¹⁴. L'inclinaison et par conséquent le critère $\mathcal{R}\mathcal{E}$ sont donc, en principe, incalculables, puisque la longueur ne peut pas être déduite par trigonométrie.

$$i = \arccos\left(\frac{d_2 - d_1}{L}\right) \quad \text{Formule 25 bis}$$

²¹³ La longueur ne peut être qu'approximée car rien ne dit que les points brillants extrêmes correspondent aux extrémités de la cible.

²¹⁴ La formation de voies sur une antenne de transducteurs SONAR peut être réalisée par déphasage, retards temporels ou par FFT.

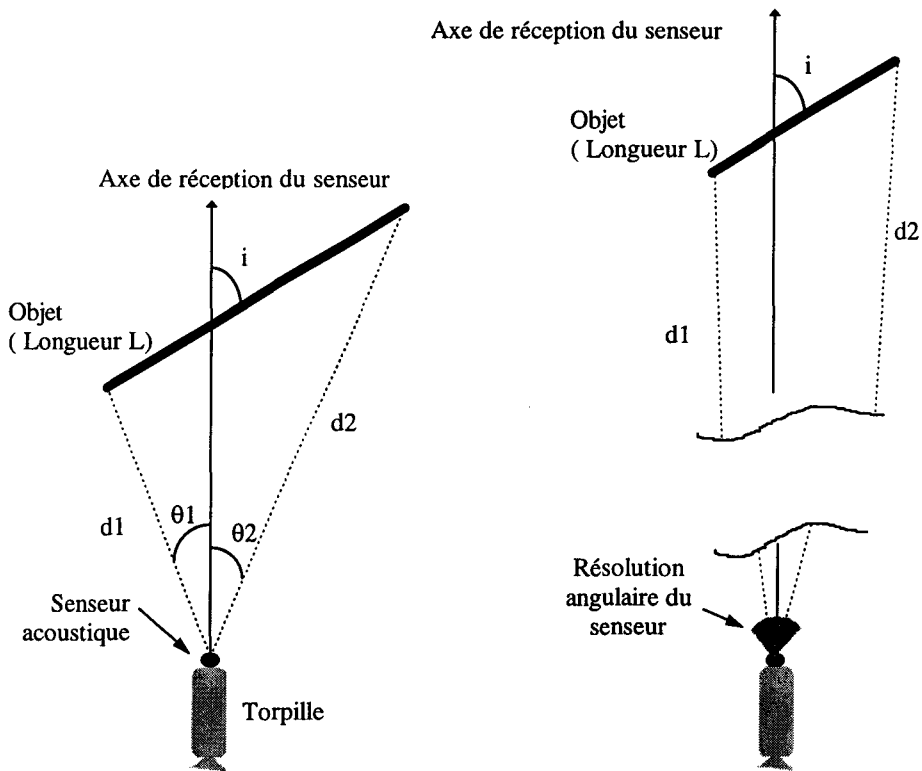


Figure 64 et Figure 64 bis: Evaluation de l'inclinaison d'un objet « au près » et « au loin »

Lorsque la torpille est loin de l'objet, l'information nécessaire au calcul de \mathcal{RC} est donc *incomplète* : il y a une inconnue. Cependant, les classes d'objets que la torpille est susceptible de rencontrer sont connues *a priori* et, avec elles, les longueurs approximatives des objets. On suppose que L peut prendre N valeurs approximatives L_j dépendantes de la classe H_j de l'objet ($j=1,N$). Cette information est modélisée par une distribution multimodale π_L dont un exemple est représenté en Figure 65 et définie comme l'union des N distributions de possibilité $\pi_{L | H_j}$ modélisant les N longueurs approximatives L_j . L'opérateur MAX a été choisi comme opérateur d'union en première approche. Comme dans le chapitre précédent, toutes les grandeurs numériques sont des valeurs de référence.

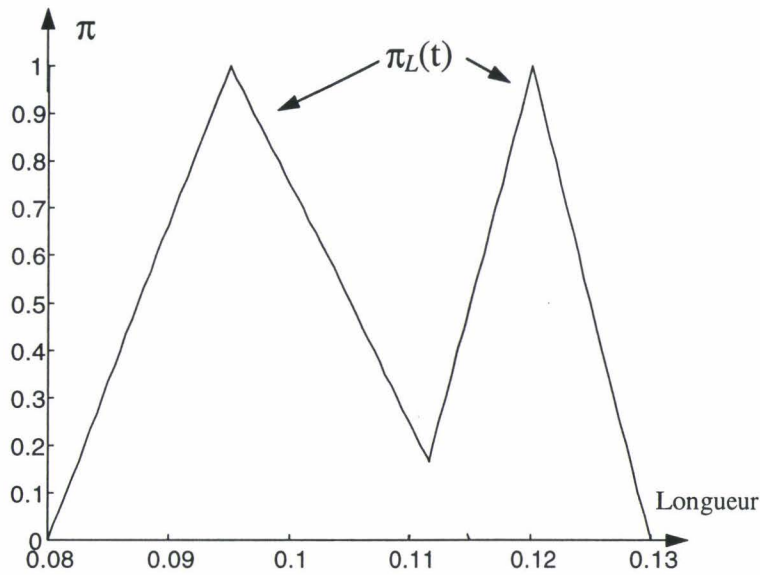


Figure 65 : Distribution de possibilité a priori de L (au loin)

Les autres variables d_1 , d_2 , étant mesurées imparfaitement peuvent être modélisées sans perte de généralité par des nombres flous gaussiens : $\pi_{d_1}(t)$ et $\pi_{d_2}(t)$.

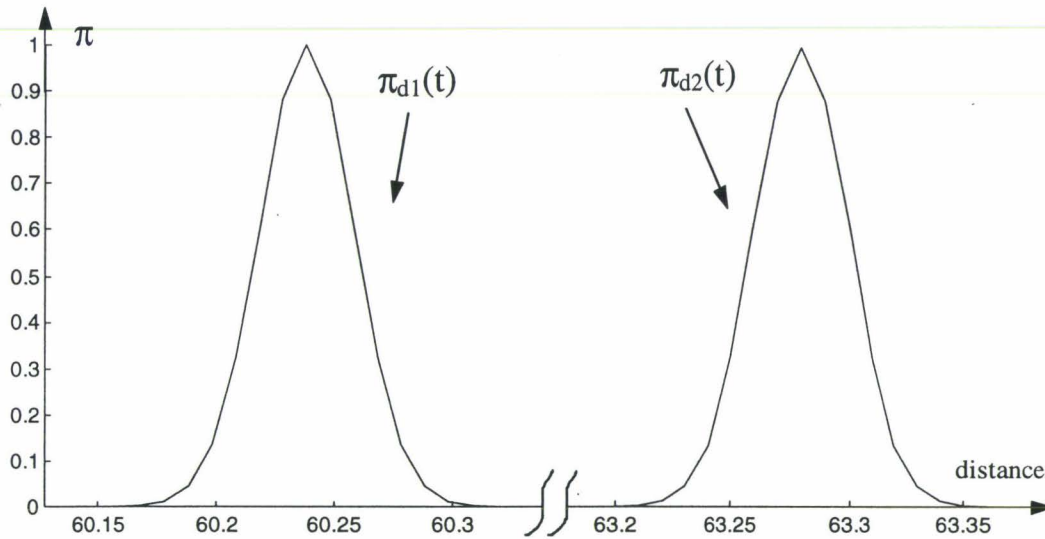


Figure 66 : Distributions²¹⁵ de possibilité de d_1 et d_2 à $t=0$

Les Formule 24 et Formule 24 bis peuvent être « étendues » pour manipuler des distributions de possibilité au lieu des nombres nets.

La longueur L qui intervient dans le calcul de i « au loin » est une quantité multimodale et sera tout d'abord manipulée comme telle : . Le résultat du calcul de l'inclinaison par le principe d'extension de Zadeh est donc une distribution de possibilité multimodale $\pi_{i \text{ loin}}(t)$, appelée évaluation a priori de i « au loin » et représentée en Figure 67. Cette distribution permet de calculer une distribution de possibilité de $\mathcal{R}\mathcal{C}$ « au loin », représentée en Figure 68, par extension de la fonction $\mathcal{R}\mathcal{C} = f(\text{inclinaison})$.

²¹⁵ Ces deux distributions sont tracées à partir de leurs α -coupes avec un pas de 0.1. Ceci explique leur aspect anguleux.

Il est à noter qu'il est équivalent de manipuler une distribution multimodale $\pi_{i \text{ loin}}(t)$, ou l'union de N distributions de possibilité $\pi_{i \text{ loin} | H_j}(t)$ calculées séparément en fonction des N longueurs approximatives L_j et de même pour $\mathcal{R}\mathcal{E}$. En effet, les fonctions étendues employées sont distributives par rapport à l'union ²¹⁶.

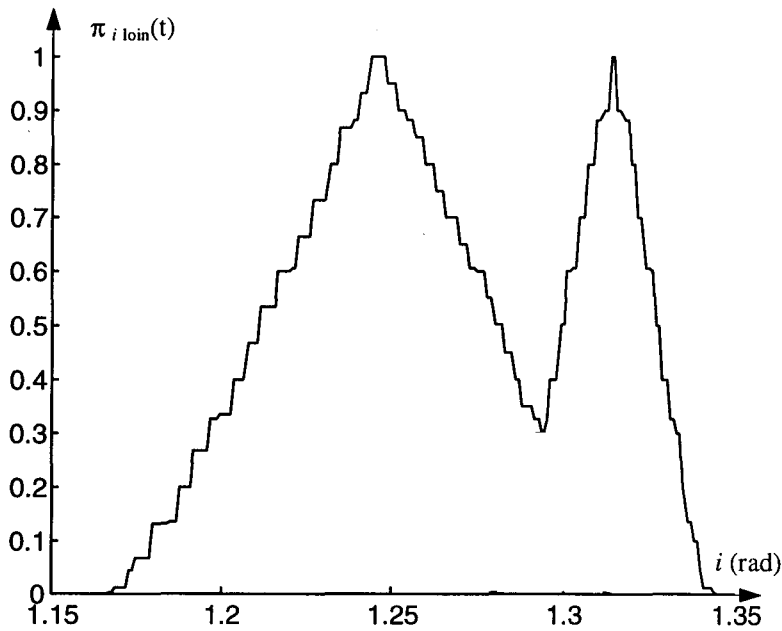


Figure 67 : Distribution de possibilité de i au loin à $t=0$

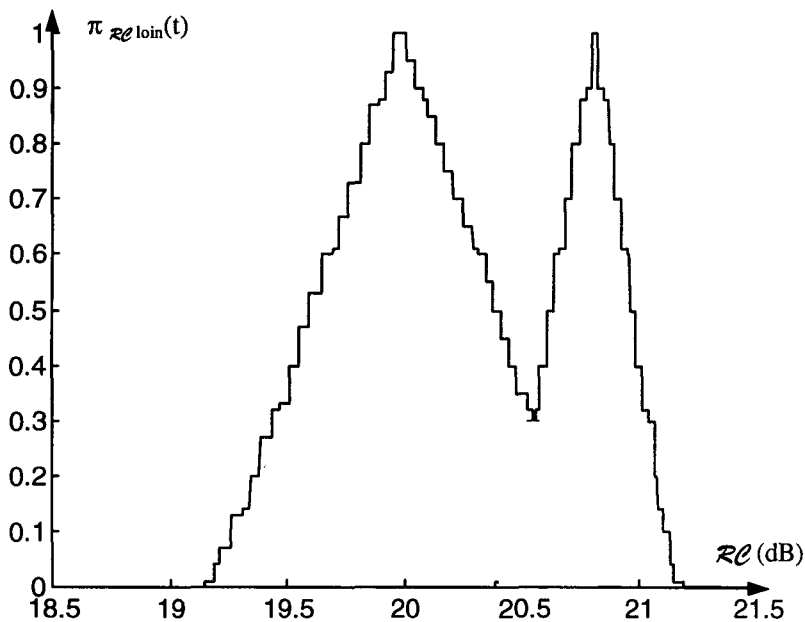


Figure 68 : Distribution de possibilité de $\mathcal{R}\mathcal{E}$ au loin à $t=0$

Le principal intérêt de cette distribution $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{E} \text{ loin}}(t)$ est de fournir au module de classification une première estimation du critère $\mathcal{R}\mathcal{E}$ avant que tous les paramètres dont il dépend ne soient

²¹⁶ Dubois D., Prade H., Fuzzy sets and systems : theory and applications, Mathematics in Science and Engineering, vol. 144, Academic Press, 1980, pp. 42-48.

disponibles à la mesure. Le module de classification pourra éventuellement prendre une décision en s'appuyant uniquement sur cette estimation a priori lorsque $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{L}} \text{ loin}(t)$ sera assez spécifique. Ce sera notamment le cas pour certaines valeurs de i pour lesquelles la multimodalité devient un phénomène négligeable. Par ailleurs, comme le processus de classification envisagé est multicritère, $\mathcal{R}\mathcal{L}$ peut intervenir dans le calcul d'autres critères, ce qui est une seconde voie d'accélération de la prise de décision.

7.3.2. La révision pour une amélioration de la qualité de l'information

Dans le cadre de cet exemple, une seule source d'information est considérée : le *capteur acoustique*. Ce dernier fournit des informations dont la redondance séquentielle peut être exploitée par un processus de fusion non symétrique afin d'améliorer la qualité de la connaissance.

Dans un premier temps, la torpille est supposée loin de l'objet ; la longueur L reste donc indisponible à la mesure. Cependant, de nouvelles mesures des distances $d1$ et $d2$ continuent d'être fournies par le capteur. Ainsi, $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{L}} \text{ loin}(t)$ peut être *révisée* à l'aide de la nouvelle évaluation du critère à $t+1$ de manière à affiner l'estimation du critère $\mathcal{R}\mathcal{L}$.

7.3.2.1. Choix de la loi de révision

La loi de fusion à appliquer dans ce cas ne peut pas être un simple conditionnement possibiliste (Formule 24 ou Formule 24 bis). En effet, ces lois font appel à la notion d' α -coupe ; elles sont donc restreintes aux distributions unimodales. Elles ne peuvent pas s'appliquer à la révision de $\mathcal{R}\mathcal{L}$ « au loin » qui consiste à réviser une distribution de possibilité multimodale par une nouvelle information, elle aussi, multimodale.

« Au loin », le critère $\mathcal{R}\mathcal{L}$ doit être évalué conditionnellement à chaque hypothèse H_j , c'est-à-dire calculé à partir des N distributions $\pi_{L | H_j}$ séparément. Le critère sera donc composé de N distributions $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{L} \text{ loin} | H_j}(t)$. Ainsi, il peut être révisé conditionnellement à chaque hypothèse H_j , avant d'être restitué sous la forme d'une unique distribution par concaténation des N résultats ²¹⁷.

Une nouvelle règle doit donc être définie ²¹⁸. Elle s'écrit comme suit :

$$\pi_{\mathcal{R}\mathcal{L} \text{ loin}}(t+1) = \bigcup_{j=1, N} (\pi_{\mathcal{R}\mathcal{L} \text{ loin} | H_j}(t) | \pi_{\mathcal{R}\mathcal{L} \text{ loin} | H_j}(t+1)) \quad \text{Formule 26}$$

Le choix se porte *a posteriori* sur la Formule 24 bis car les discontinuités générées par la Formule 24 sont, dans certains cas, la source d'un important bruit numérique.

7.3.2.2. Amélioration de la qualité de l'information

L'exemple choisi dans ce chapitre permet aussi de mettre en évidence l'apport de la révision vis-à-vis de la qualité du critère de classification $\mathcal{R}\mathcal{L}$. La torpille est supposée s'approcher d'une cible immobile en suivant une trajectoire rectiligne uniforme ²¹⁹, et ses senseurs sont

²¹⁷ La règle de révision n'étant pas distributive par rapport à l'union, cette dernière doit être employée le moins souvent possible.

²¹⁸ Delplanque M., Desodt-Jolly A.M., Jolly D., Jamin J., Fusion dissymétrique d'informations incomplètes pour la classification d'objets sous-marins, Traitement du Signal, Numéro spécial « Fusion de données », à paraître

²¹⁹ Comme dans le chapitre précédent, la vitesse de la torpille est choisie unitaire et sans grandeur.

« aveugles » dans un secteur angulaire de plus ou moins 5°. Les mesures de distance sont considérées comme imprécises ; elles sont modélisées par des nombres flous gaussiens et sont entachées d'un bruit blanc uniformément réparti.

La Formule 26 est donc appliquée séquentiellement sur $\mathcal{R}\mathcal{C}$ tant que les senseurs sont « aveugles » en azimut. Cette révision a pour objet d'affiner l'évaluation du critère, c'est-à-dire d'améliorer sa *qualité*. Cette notion de qualité peut être associée à celle de *spécificité* dont quelques définitions sont rappelées ci-dessous :

Soient deux distributions π et π' , π' est dite *plus* (respectivement *moins*) *spécifique* que π si et seulement si : $\forall z \in S, \pi'(z) \leq \pi(z)$ (respectivement $\forall z \in S, \pi'(z) \geq \pi(z)$). Ainsi, la « surface sous la distribution » peut être employée comme *critère relatif de spécificité*. Bien entendu, ce critère ne sera pas un *indice de précision* au sens de Dubois et Prade²²⁰ (il n'en a pas les propriétés mais sera plus facile à évaluer car il ne fait pas appel à la notion d' α -coupe).

Une autre définition peut être trouvée : π' est dite *plus* (respectivement *moins*) *spécifique* que π si et seulement si :

$$\forall z \in S, \text{Noyau}(\pi') \subseteq \text{Noyau}(\pi) \text{ (respectivement } \forall z \in S, \text{Noyau}(\pi') \supseteq \text{Noyau}(\pi) \text{)}.$$

Dire que π' est *plus spécifique* que π signifie donc que π' traduit une connaissance plus riche, plus pertinente en vue d'une prise de décision. Sur l'exemple de la Figure 69, $\text{Noyau}(\pi)$ contient trois valeurs préférées alors que $\text{Noyau}(\pi')$ n'en contient qu'une seule. Contrairement à la distribution π , π' permet de prendre une décision.

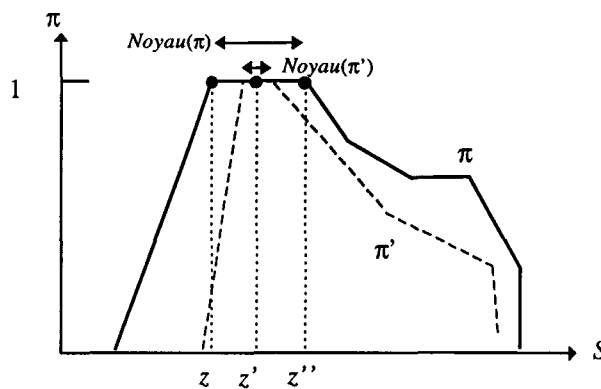


Figure 69 : π' est plus spécifique que π

L'exécution du scénario « au loin » permet de vérifier que la révision améliore sensiblement la qualité de l'évaluation du critère $\mathcal{R}\mathcal{C}$. Conformément à la Figure 64 bis, ce scénario considère une torpille se dirigeant vers une cible immobile inclinée d'un angle i par rapport à la trajectoire. La simulation comporte treize pas de temps. La Figure 70 représente la première évaluation du critère ($t=0$) ainsi que sa treizième et dernière révision (avant que la torpille ne soit considérée comme « près » de l'objet). A quelques exceptions près, cette dernière révision est plus spécifique que l'évaluation initiale. Pour s'en assurer, la surface sous $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{C}\text{loin}}(t)$ est évaluée à chaque instant du scénario. Il est alors vérifié que cette surface est *globalement*

²²⁰ Dubois D., Prade H., Théorie des possibilités : applications à la représentation des connaissances en informatique, Méthode + Programme, Masson, 1985, p. 27

décroissante dans le temps, ce qui démontre bien que la révision augmente la spécificité de l'information (cf Figure 71).

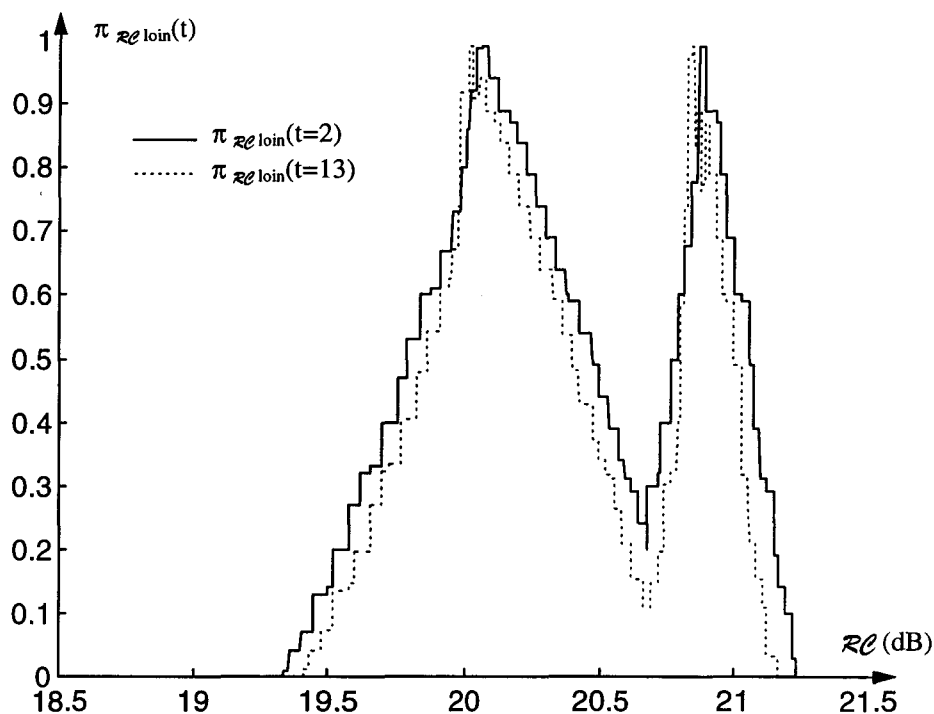


Figure 70 : Amélioration de la qualité de l'information par révision

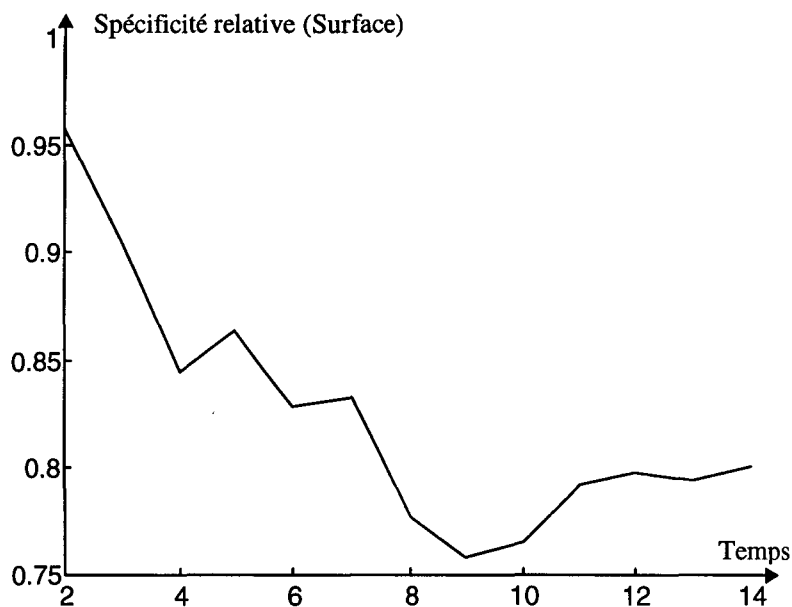


Figure 71 : Augmentation de la spécificité par révision

7.3.3. Une loi de fusion heuristique pour la classification des cibles

Si malgré les fusions successives, R_c n'est toujours pas suffisamment spécifique, le seul moyen d'affiner le critère est de mesurer la variable inconnue en s'approchant de l'objet, afin

de calculer une nouvelle distribution plus précise de $\mathcal{R}\mathcal{C}$. Les deux évaluations peuvent de nouveau être fusionnées par une loi de conditionnement.

Supposons qu'à l'instant $t+1$, la torpille soit suffisamment près de l'objet pour mesurer θ_1 et θ_2 (dont les distributions de possibilités sont représentées en Figure 72) et ainsi calculer i par la Formule 25. Cette nouvelle évaluation du critère, plus précise car unimodale, est notée $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{C}\text{ près}}(t+1)$; elle est représentée en Figure 73. Dans un contexte réel, $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{C}\text{ près}}(t+1)$ n'a aucune raison de se superposer exactement à une valeur modale de $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{C}\text{ loin}}(t)$. En effet, la distribution de possibilité *a priori* de L n'est qu'approximative et la longueur de l'objet calculée par trigonométrie n'a aucune raison de se superposer à une valeur modale de $\pi_L(t)$ (cf Figure 65).

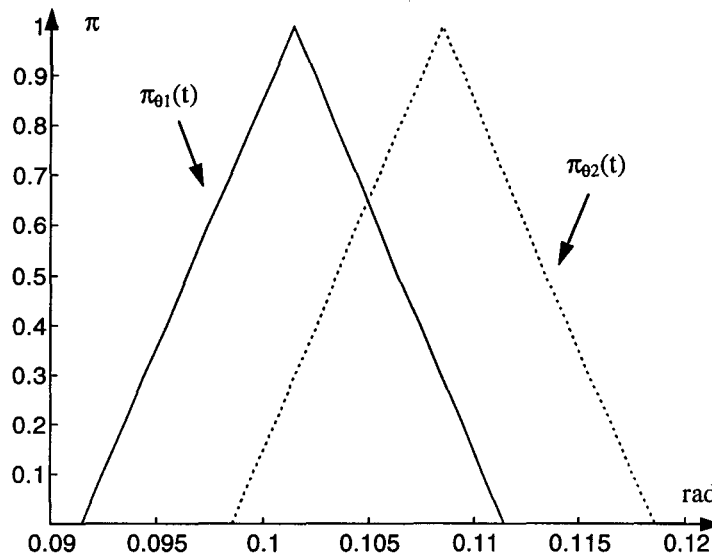


Figure 72 : Distribution de possibilité de θ_1 et θ_2 (au près)

La combinaison de $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{C}\text{ loin}}(t)$ par $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{C}\text{ près}}(t+1)$ doit supprimer les modes de $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{C}\text{ loin}}(t)$ relatifs aux hypothèses réfutées (lorsqu'elles sont mutuellement exclusives) et elle doit combiner les modes « correspondants » de $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{C}\text{ loin}}(t)$ et de $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{C}\text{ près}}(t+1)$. Il s'agit cette fois de réviser une distribution de possibilité multimodale par une nouvelle information unimodale. A quel type de loi de fusion dissymétrique ce comportement correspond-il ? Est-ce un simple conditionnement possibiliste ou faut-il au contraire définir une loi de fusion spécifique ?

7.3.3.1. Choix de la loi de révision

Dès que la longueur de la cible devient disponible, le but de la règle recherchée est de sélectionner le « bon »²²¹ mode de la distribution $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{C}\text{ loin}}(t)$ pour le fusionner avec $\pi_{\mathcal{R}\mathcal{C}\text{ près}}(t+1)$, c'est-à-dire le mode le plus cohérent avec la nouvelle évaluation. La Figure 73 montre que la Formule 24 bis n'a pas le comportement souhaité. Elle ne supprime pas l'influence de l'hypothèse réfutée par le calcul de L . Le résultat est encore multimodal, ce qui n'a pas de sens, les classes H_j étant mutuellement exclusives. Il est donc nécessaire de définir une loi de fusion spécifique fondée sur la décomposition du critère en distributions unimodales.

²²¹ Il s'agit d'une étape de mise en correspondance symbolique entre un objet (caractérisé par le critère $\mathcal{R}\mathcal{C}$ évalué à partir de mesures réelles) et plusieurs modèles disponibles d'objets (évalués à partir des connaissances *a priori*). Michèle Rombaut, Générateur temps-réel de données numériques / symboliques par fusion temporelle multi-capteurs, Traitement du Signal, Volume 12, n°4, 1995, pp. 317-326

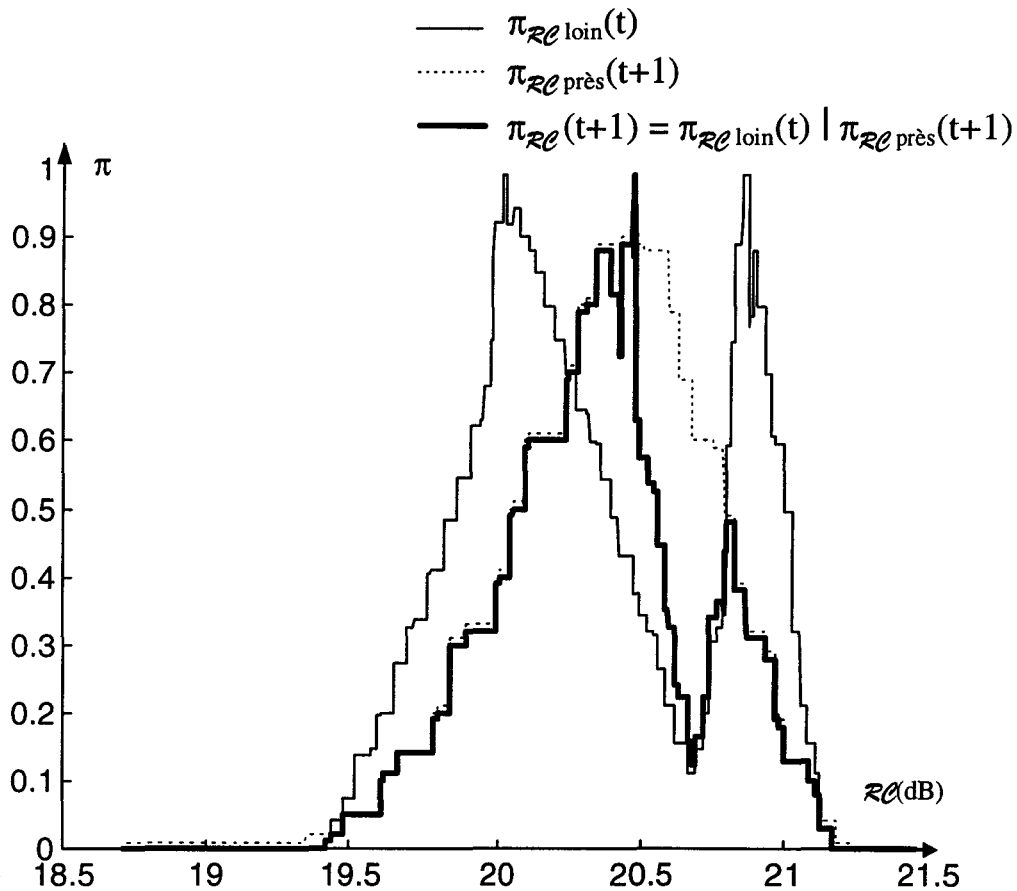


Figure 73 : Révision de $\pi_{\mathcal{R}\ell \text{ loïn}}(t)$

Sur le même principe qu'« au loin », le critère $\mathcal{R}\ell$ est évalué conditionnellement à chaque hypothèse H_j . Chaque $\pi_{\mathcal{R}\ell \text{ loïn} | H_j}(t)$ est ainsi révisée par $\pi_{\mathcal{R}\ell \text{ près}}(t+1)$ et le meilleur résultat est celui qui maximise l'accord entre $\pi_{\mathcal{R}\ell \text{ loïn} | H_j}(t)$ et $\pi_{\mathcal{R}\ell \text{ près}}(t+1)$. La surface de recouvrement S_j entre $\pi_{\mathcal{R}\ell \text{ loïn} | H_j}(t)$ et la distribution du résultat de la révision est choisie comme mesure d'accord pour sa facilité d'interprétation graphique, mais toute autre *distance* ou *mesure de ressemblance* aurait pu convenir²²². La règle peut s'écrire comme suit :

$$\pi_{\mathcal{R}\ell}(t+1) = (\pi_{\mathcal{R}\ell \text{ loïn} | H_{j^*}}(t) | \pi_{\mathcal{R}\ell \text{ près}}(t+1)) \quad \text{Formule 27}$$

avec j^* vérifiant $S_{j^*} = \max_{j=1,N} S_j$, avec $S_j = \text{Surface} [\pi_{\mathcal{R}\ell | H_j}(t) \cap (\pi_{\mathcal{R}\ell \text{ loïn} | H_j}(t) | \pi_{\mathcal{R}\ell \text{ près}}(t+1))]$

Les Figure 74 et Figure 75 illustrent le principe de cette heuristique.

²²² Rifqi M., Mesures de similitude et leur agrégation, Rencontres francophones sur la logique floue et ses applications, 1995, pp. 80-87

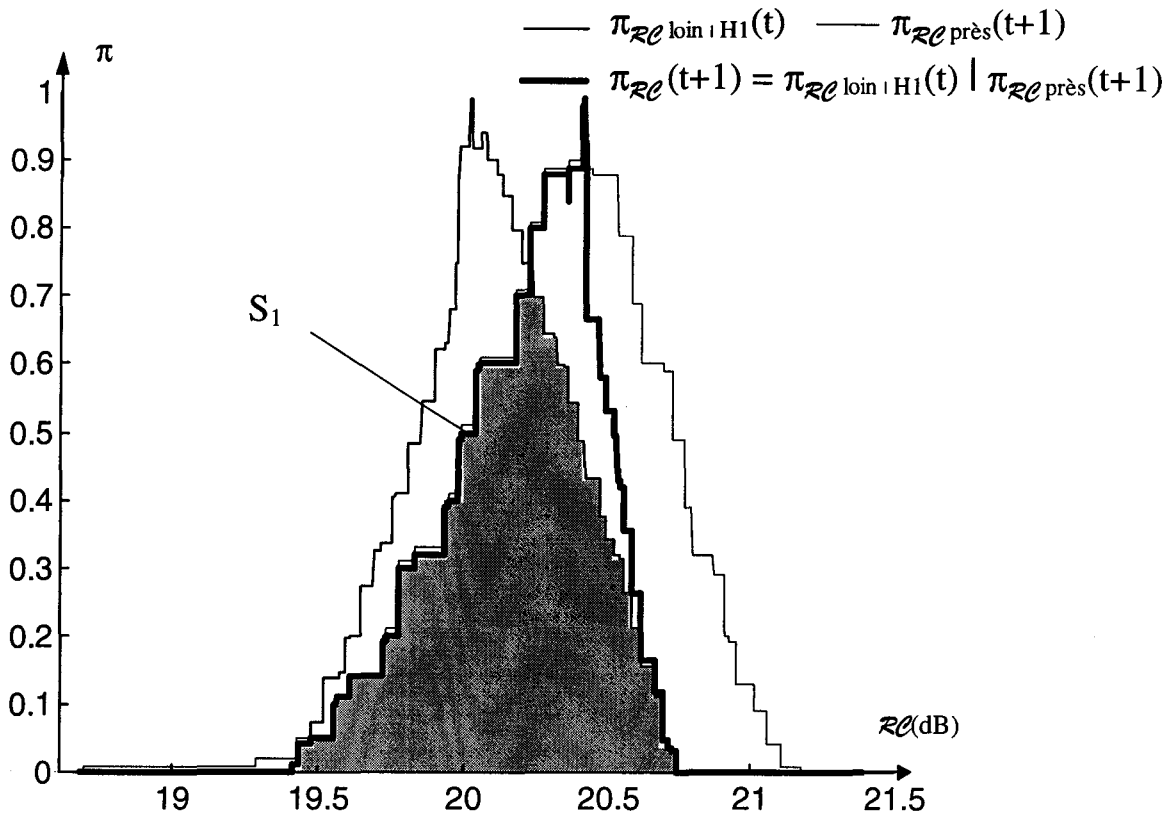


Figure 74 : Révision de $\pi_{Rc}^{loin | H1(t)}$

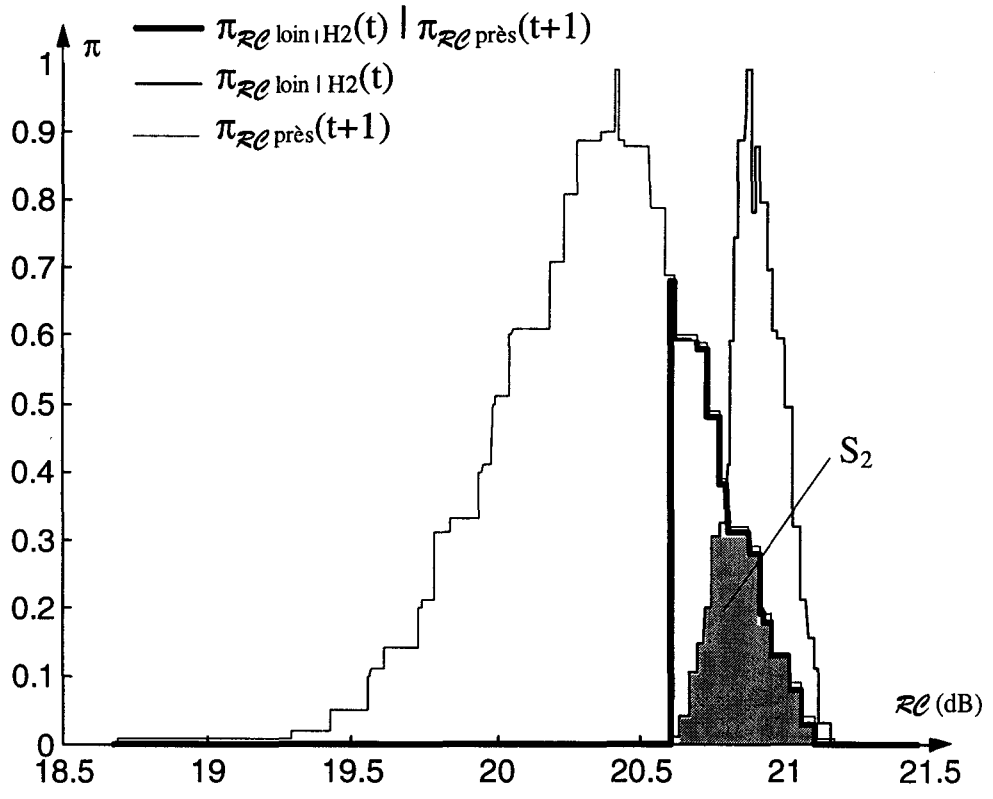


Figure 75 : Révision de $\pi_{Rc}^{loin | H2(t)}$

7.3.3.2. Utilisation de la loi de fusion heuristique pour classer l'objet

Dans l'exemple donné, S_1 est supérieure à S_2 et donc j^* vaut 1. Le résultat de la révision de $\pi_{\mathcal{R}e\ loin}(t)$ est donc $\pi_{\mathcal{R}e}(t+1) = (\pi_{\mathcal{R}e\ loin, H_1}(t) \mid \pi_{\mathcal{R}e\ près}(t+1))$. Il est plus précis que $\pi_{\mathcal{R}e\ près}(t+1)$ et fournit en plus une information sur l'appartenance de l'objet aux différentes classes H_j , par l'intermédiaire des mesures d'accord, ce qui apparente cette fusion dissymétrique à un processus de type « pattern matching ». Ce résultat correspond ainsi au comportement souhaité.

Cet exemple a donc illustré à deux niveaux l'intérêt que pourrait représenter la fusion dissymétrique d'informations incomplètes en torpillerie.

Tout d'abord, dans le cadre d'une acquisition séquentielle des informations, la révision permet de fusionner l'évaluation la plus récente d'un critère de classification avec le résultat de toutes les acquisitions précédentes en respectant le principe de changement minimal. Elle effectue un suivi temporel apte à affiner la connaissance en cas de cohérence de l'information et à indiquer les conflits dans le cas contraire.

Ensuite, l'exemple présente un moyen d'obtenir une évaluation *a priori* d'un critère de classification avant que tous les paramètres dont il dépend ne soient connus. Pour ce faire, il suffit qu'une connaissance *a priori* approximative soit disponible sur ces variables inconnues. Etant modélisée sous forme de distribution de possibilité, elle permet d'évaluer *a priori* le critère par un algorithme de calcul flou. L'intérêt de cette évaluation *a priori* est de pouvoir accélérer la prise de décision lorsque l'information est jugée de qualité suffisante.

Lorsque ce n'est pas le cas et que l'information « inconnue » est indispensable, une loi *heuristique de fusion*, s'appuyant elle aussi sur le conditionnement possibiliste, a été définie afin de fusionner convenablement l'évaluation *a priori* avec la nouvelle évaluation du critère de classification. Cette loi de fusion permet aussi, indirectement, de déduire des informations sur l'appartenance de l'objet aux classes connues *a priori*.

Les règles de révision étudiées ont montré la nécessité de décomposer les distributions multimodales en plusieurs distributions unimodales. Ceci est simple puisque les différents modes composant l'information *a priori* sont connus. *A posteriori*, le principe d'extension de Zadeh ne s'avère donc pas être l'algorithme de calcul flou le plus adapté : les algorithmes s'appuyant sur la décomposition en α -coupes seraient beaucoup plus rapides.

A quelques différences près, la règle heuristique proposée peut être comparée au « Multi Hypothesis Testing ». Cette technique, dans son application à la formation de pistes en RADAR ou en SONAR par exemple, vise à retarder la décision de déclarer une piste comme étant « la » bonne piste, en calculant plusieurs pistes plausibles et en espérant que l'information acquise par la suite permettra de trancher plus facilement²²³. Une seule piste est conservée *in fine*. C'est aussi le cas de la règle heuristique qui produit un résultat influencé par une unique hypothèse. Cependant, dans le cadre du « Multi Hypothesis Testing », les informations attendues aux instants suivants sont du même type que celles disponibles à l'instant t , alors que, dans la méthode proposée, au contraire, les hypothèses concernent des informations *a priori* sur les classes envisageables et les informations acquises ne sont pas du même type. De plus, le but n'est pas de repousser la prise de décision mais au contraire de l'accélérer lorsque c'est possible.

²²³ Roecker J.A., A class of near optimal JPDA algorithms, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, 1994, vol. 30, n° 2, pp. 504-510

La règle heuristique proposée pourrait aussi être rapprochée des « systèmes de maintien de la vérité » (Assumption based Truth Maintenance System ²²⁴), puisqu'ils partagent la même problématique : maintenir la cohérence d'un système utilisant conjointement des *hypothèses* et des *faits*. Cependant, l'ATMS s'applique à des systèmes à base de règles et vise à ce qu'aucune contradiction ne puisse être déduite. Ce n'est pas une technique de fusion dissymétrique.

Enfin, il pourrait être intéressant de comparer les performances et comportements de ces règles avec ceux des outils classiques, comme le filtre de Kalman dans une version multimodèles par exemple ²²⁵.

7.4. Conclusion

La torpille, vue comme un véhicule autonome intelligent, doit être capable de mener un raisonnement de haut niveau. Une des caractéristiques du raisonnement en robotique mobile est d'être *temporel*. La représentation du temps tient une place très importante, puisqu'elle permettra de modéliser la notion de causalité, de représenter l'évolution de la situation stratégique et enfin de planifier les actions décidées. M. Dojat ²²⁶ fait remarquer que la représentation du temps à l'aide d'une machine est à la limite des capacités de l'intelligence artificielle en 1994. Il passe en revue les différentes approches existantes: *numériques*, *causales* ou *logiques* dont des applications sont citées par J.P. Haton *et al.* dans ²²⁷.

Mais l'autre aspect temporel à prendre en compte est l'*imperfection* sur l'« image » du monde qui résulte de l'acquisition séquentielle des données captées. Gérer ce problème est indispensable pour l'applicabilité du système en monde réel. C'est l'objectif des lois de fusion dissymétrique étudiées dans ce chapitre.

La présentation synthétique de l'ensemble de ces lois en fonction de leurs conditions d'emploi (cf Figure 59) a permis de mettre en évidence les règles à appliquer à la batterie de critères de classification : des règles de révision. Des résultats de simulation ont montré qu'elles permettaient d'exploiter la redondance temporelle des informations, en améliorant la qualité de la connaissance contenue dans la batterie de critères.

Enfin, la théorie des possibilités, grâce aux outils que sont les notions d'accord et de conflit entre sources d'information, permet, dans certains cas, d'utiliser ces règles pour classer les objets. Une telle règle de combinaison heuristique, spécifique au traitement de l'incomplétude, a été développée à cet effet et permet d'accélérer la prise de décision lorsque l'information est jugée de qualité suffisante.

²²⁴ Monai F.F., Pochez B., Chéhiré T., Logique possibiliste et gestion d'hypothèses multiples : application à un problème de fusion de données., 12 th int. conf. on Artificial Intelligence, Expert Systems and Natural Language, Avignon, june 1-6, 1992, vol. 1.

Haton J.P., *et al.*, Le raisonnement en intelligence artificielle : modèles, techniques et architectures pour les systèmes à bases de connaissances, Informatique Intelligence Artificielle, InterEditions, 1991

²²⁵ Houllès A., Bar-Shalom Y., Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 25, n° 2, 1989, pp. 176-189

²²⁶ Dojat M., Contribution à la représentation d'expertises médicales dynamiques: application en réanimation médicale, Thèse de doctorat en spécialité contrôle des systèmes, Université de Technologie de Compiègne, nov. 94

²²⁷ Haton J.P., *et al.*, *Op. cit.*

8. Conclusion générale

Afin de mener à bien sa mission, la torpille doit prendre des décisions, notamment concernant la classification des objets présents. Pour ce faire, étant donné la complexité et l'hostilité des environnements dans lesquels elle évolue, la torpille doit être dotée d'une certaine « intelligence ».

Les outils de l'intelligence artificielle tels que les systèmes experts, les systèmes à apprentissage ou de raisonnement par cas peuvent apporter des solutions efficaces pour la conception de l'autodirecteur de la torpille. Mais toutes ces techniques se heurtent à un problème de taille qui est celui de l'imperfection des informations fournies en entrée du système.

En effet, les décisions sont prises à partir d'informations que la torpille acquiert et / ou qu'elle détient *a priori*, mais qui dans tous les cas n'ont pas une fiabilité totale. Etant entendu que l'acoustique sous-marine est la principale source d'information pour de nombreuses années encore, l'amélioration de la qualité des décisions passera par le traitement de l'information et non par l'adoption de technologies sensorielles nouvelles, comme ce sera le cas pour les « véhicules intelligents terrestres ».

Aussi, l'étude s'est orientée vers les outils de modélisation et de propagation des imperfections de l'information à travers la chaîne de traitement. Parmi les différentes théories existantes, la théorie des possibilités a été retenue pour sa capacité, d'une part à modéliser tous les aspects de l'imperfection comme l'a montré le chapitre deux, et d'autre part à la propager de bout en bout dans un même formalisme comme l'ont démontré les chapitres suivants.

Ainsi, le chapitre cinq montre comment il est envisageable de propager les imperfections à travers l'étape d'évaluation des critères de classification. A ce niveau, l'apport de cette théorie est de pouvoir généraliser le calcul de n'importe quelle fonction mathématique aux distributions de possibilités, sans hypothèse sur la dépendance entre variables ou sur la forme des distributions. Il est alors possible de constituer une batterie de critères de classification qui contient explicitement l'imperfection relative à chacun des critères. Cette étape reste néanmoins assez coûteuse en temps de calcul mais ouvre des perspectives en terme d'optimisation d'algorithmes et d'implémentation sur des composants spécifiques.

Il s'agit ensuite d'utiliser au mieux cette source d'informations pour classer les objets le plus vite et le plus sûrement dans le respect du compromis coût / performance. La fusion de données procure des outils pour « administrer » la batterie de critères, c'est-à-dire :

- dimensionner la batterie en synthétisant ou en créant de nouveaux critères,
- mettre à jour les informations dans le temps.

La fusion de données dans le cadre possibiliste permet également d'améliorer les performances en classification, en exploitant :

- la redondance sémantique alliée à des connaissances expertes pour classifier efficacement des contre-mesures,
- la redondance temporelle alliée à des informations *a priori* pour tenter de classer les objets avant que toute l'information soit disponible.

Toutes ces fonctionnalités sont des apports offerts par la théorie des possibilités. En effet, elle dispose d'une palette très riche d'opérateurs de fusion de données, tant symétriques que dissymétriques, que ne possèdent pas les autres théories de gestion de l'incertitude.

Tout aussi riches sont les fonctionnalités offertes par cette théorie pour la classification elle-même, tant les indices de ressemblance, de dissemblance et de distance sont nombreux, proposant autant d'interprétations sémantiques différentes.

L'interprétation basée sur les *mesures de possibilité* et de *nécessité* semble particulièrement intéressante, car elle justifie théoriquement un usage, répandu en détection sous-marine, qui ordonne dans l'ordre croissant de « crédibilité » les assertions suivantes : cible *possible*, cible *probable* et cible *certaine*.

Sur le plan opérationnel, il est très important que les décisions prises puissent être révocables : c'est-à-dire que si une piste suivie ne s'avère pas être la bonne, il doit être possible d'en changer pour en rallier une autre (retour à la phase de recherche). En fournissant deux mesures de confiance, la théorie des possibilités facilite cette tâche de mémorisation. En effet, l'autodirecteur peut se contenter de « suivre » uniquement les pistes entièrement possibles ($\Pi=1$) puisque ce sont les seules pouvant devenir certaines ($N=1$).

Cependant, l'échec de l'une des phases de la mission est toujours possible, il peut alors être souhaitable de mettre en place un retour d'informations vers les modules de plus bas niveau comme l'acquisition de l'information, l'évaluation ou le choix des critères de classification. La théorie des possibilités devrait faciliter la mise en place de ce retour d'information en fournissant à chaque module un « langage » commun.

Par ailleurs, cette similitude entre la sémantique des possibilités et le vocabulaire des opérateurs SONAR montre que cette théorie possède de bonnes aptitudes dans le domaine de l'interfaçage Homme / machine. Son usage devrait donc ouvrir des perspectives intéressantes pour le téléguidage des robots mobiles sous-marins.

9. Bibliographie

1. Aravindan C., Dung P.M., Belief dynamics, abduction, and databases, Proc. workshop JELIA, Logics in Artificial Intelligence, 1994, pp. 66-85
2. Arquès P.Y., Décision en traitement du signal, Collection Cnet-Enst, Masson, 1982
3. Arquès P.Y., Morin J.Y., Relations non déterministes du SONAR, n°072 175 et 072 176 ETLD du 15 juin 1992
4. Ayoun A., Grabish M., Tracks real-time classification based on fuzzy rules, Proc. EUFIT, 1996, pp. 617-621
5. Baldwin J.F., Gooch R.M., Martin T.P., Fuzzy processing of hydrophone sounds, Fuzzy Sets and Systems 77, 1996, pp. 35-47
6. Banon G., Distinction between several subsets of fuzzy measures, Fuzzy sets and systems 5, 1981, pp. 291-305
7. Banon G., Distinction entre plusieurs sous-ensembles de mesures floues, Note interne LAAS-AS, n°78.I.11
8. Bar-Shalom Y., Fortmann T.E., Tracking and data association, Mathematics in science and engineering, vol. 179, Academic Press, 1988
9. Berschandy D., Comparaison des approches classiques et neuronales dans l'architecture d'un système d'intelligence artificielle embarquée, Thèse Université Paris-Sud, 1993
10. Betrouni M., Hamad D., Postaire J.G., Feature selection and fault detection in glass bottles production, First engineering design & automation conference 97, Bangkok, 1997
11. Bezdek J.C., Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms, Plenum press, New York, 1981
12. Blackmond Laskey K., Lehner P.E., Assumptions, beliefs and probabilities, Artificial Intelligence 41(1) 1989 / 1990, pp. 65-77
13. Blidberg D.R., Autonomous underwater vehicles: current activities and research opportunities, Intelligent Autonomous Systems .2, conf, 1989, pp. 51-77
14. Bloch I., Information combination operators for data fusion : a comparative review with classification, Rapport interne Telecom Paris, 94 D 013, avril 1994
15. Bloch I., Some aspects of Dempster-Shafer evidence theory for classification of multi-modality medical images taking partial volume effect into account, Pattern Recognition Letters 17, 1996, pp. 905-919
16. Bonissone P.P., Dutta S., Wood N.C., Merging strategic and tactical planning in dynamic and uncertain environments, IEEE transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 24, n° 6, 1994, pp. 841-861
17. Borgelt C., Gebhardt J., Kruse R., Concepts for probabilistic and possibilistic induction of decision trees on real world data, Proc. EUFIT, 1996, pp. 1556-1560

18. Boston J.R., Comparison techniques for modelling uncertainty in a signal detection task, Proceedings ISUMA'93, IEEE, 1993, pp. 302-309
19. Bouchon-Meunier B., H.T. Nguyen, Les incertitudes dans les systèmes intelligents, Que sais-je ?, n°3110, PUF, 1996
20. Bouchon-Meunier B., La logique floue et ses applications, Editions Addison-Wesley, Chapitre 5, 1995, pp. 187-207
21. Bouvet M., Tendances en traitement SONAR, Traitement du Signal, vol. 10, n°2, 1994, pp. 139-151
22. Bouvet M., Traitements des signaux pour les systèmes sonar, Collection Cnet-Enst, Masson, 1992, p. 11
23. Brooks R.A., A robust layered control system for a mobile robot, IEEE Journal of Robotics and Automation, vol. RA-2, n°1, march 1986, pp.14-23
24. Buchanan B.G., Shortliffe E.H., Rule based expert systems, Reasoning under uncertainty, chap. 4, 1984, pp. 209-295
25. Buckley J.J., Solving fuzzy equations, Fuzzy Sets and Systems 50, 1992, pp. 1-14
26. Burdic W.S., Underwater acoustic system analysis, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1984
27. Butnariu D., Fuzzy games: a description of the concept, Fuzzy Sets and Sytems 1, n°3, 1978, pp. 181-192
28. Calcev G., Gorez R., Dumitrache I., A Popov type approach to stability analysis of fuzzy control systems, Proc. EUFIT, 1996, pp. 3-7
29. Chan K.C.C., Lee V., Leung H., Robust target tracking using a fuzzy filter, Proc. of IEEE Systems, Man, and Cybernetics, Intelligent Systems for the 21st century, Vancouver, vol. 5, oct. 95, pp. 4464-4467
30. Chang P.T., Lee E.S., Fuzzy arithmetics and comparison of fuzzy numbers, Fuzzy optimization: recent advances, M. Delgado, J. Kacprzyk, J.L. Verdegay, M.A. Vila editors, Springer Verlag, 1994
31. Chatila R., Representations+Reason+Reaction = Robot Intelligence, 6th int. symposium on robotics research, Kanade & Paul editors, 1993, pp. 387-397
32. Chen S.J., Hwang C.L., Fuzzy multiple Attribute decision making. Methodes and applications, Lecture notes in economics and mathematical systems, Springer-Verlag, 1992, pp. 71-73
33. Chen S.M., Evaluating weapon systems using fuzzy arithmetic operations, Fuzzy Sets and Systems 77, 1996, pp. 265-276
34. Chin L., Application of neural networks in target tracking data fusion, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 30, n° 1, 1994, pp. 281-286
35. Cordewener L., Contrôle d'exécution de missions de robots mobiles à partir de tâches robot, Thèse de doctorat en spécialité contrôle des systèmes, Université de Technologie de Compiègne, janvier 95

36. de Kleer J., An assumption-based TMS, *Artificial intelligence* 28, 1986, pp. 127-162
37. Delmotte F., Borne P., Dubois L., Reliability coefficients optimization for a new fusion rules family, *Proc. of the 3rd IFAC Symposium on Intelligent Components and Instruments for Control Applications - SICICA'97*, Annecy, France, june 9-11, 1997, pp. 381-386
38. Delmotte F., Les fonctions de croyance, *Rapport de DEA de Productique*, Centre d'Automatique de Lille, USTL, 1993, p. 6
39. Delplanque M., Desodt A.M., Jolly D., Fuzzy calculus for robotic data processing : problems linked with implementation, *EUFIT'96*, Aachen, Germany, pp. 60-64
40. Delplanque M., Desodt A.M., Jolly D., La fusion de données dissymétrique, *Rapport Interne CAL n°5*, 1996
41. Delplanque M., Desodt A.M., Jolly D., La fusion de données, *Rapport Interne CAL n°1*, 1995
42. Delplanque M., Desodt A.M., Jolly D., Le logiciel mission, *Rapport Interne CAL n°4*, 1996
43. Delplanque M., Desodt A.M., Jolly D., Les apports des techniques modernes de traitement de l'information pour le suivi de cibles, *Rapport Interne CAL n°3*, 1995
44. Delplanque M., Desodt A.M., Jolly D., Les architectures de contrôle en robotique mobile autonome, *Rapport Interne CAL n°2*, 1995
45. Delplanque M., Desodt-Jolly A.M., Jolly D., Arquès P.Y., Relations non déterministes du SONAR, *Rapport Interne CAL n°6*, 1997
46. Delplanque M., Desodt-Jolly A.M., Jolly D., J. Jamin, Application du calcul flou pour le traitement de l'information en robotique sous-marine, *AGIS'97*, Poitiers, décembre 1997
47. Delplanque M., Desodt-Jolly A.M., Jolly D., Jamin J., Deniau G., Data fusion to improve the target classification process within a torpedo homing system, *Underwater Defence Technology*, UDT Pacific, février 1998, à paraître
48. Delplanque M., Desodt-Jolly A.M., Jolly D., Jamin J., Deniau G., Contribution of soft computing to torpedo homing systems *Underwater Defence Technology*, UDT Pacific, février 1998, à paraître
49. Delplanque M., Desodt-Jolly A.M., Jolly D., Jamin J., Fusion dissymétrique d'informations incomplètes pour la classification d'objets sous-marins, *Traitement du Signal*, Numéro spécial « Fusion de données », avril 1998, à paraître
50. Delplanque M., Desodt-Jolly A.M., Jolly D., Jamin J., Possibilistic data fusion in poorly informed mobile robotic environment, *4th International Conference on Soft Computing*, Iizuka, Fukuoka, Japon, 1996, pp. 428-431
51. Desodt-Lebrun A.M., Fusion de données, *Techniques de l'Ingénieur*, R7226, 1996
52. Desté O., Détection d'explosifs dans des bagages par analyse d'images radio, *Séminaire MACSIM*, Toulon Var Technologies, Toulon, 17 janvier 1997.

53. Deveughèle S., Dubuisson B., The influence of a conflict index in the frame of the adaptative combination, Proc. of CESA'96 IMACS symp. Robotics and Cybernetics, 1996, pp. 98-103
54. Deveughèle S., Etude d'une méthode de combinaison adaptative d'informations incertaines dans un cadre possibiliste, Thèse de doctorat en spécialité contrôle des systèmes, Université de Technologie de Compiègne, décembre 1993
55. Di Nola A., Sessa S., W. Pedrycz, E. Sanchez, Fuzzy relation equations and their applications to knowledge engineering, Theory and decision library, Series D : System Theory, Knowledge Engineering and Problem Solving, Kluwer Academic Press, Dordrecht, 1989, chap. 10
56. Dojat M., Contribution à la représentation d'expertises médicales dynamiques: application en réanimation médicale, Thèse de doctorat en spécialité contrôle des systèmes, Université de Technologie de Compiègne, nov. 94
57. Dong W., Wong F.S., Fuzzy weighted averages and implementation of the extension principle, Fuzzy Sets and Systems 21, 1987, pp. 183-199
58. Doyle J., A Truth Maintenance System, Artificial intelligence 12, 1979, pp. 231-272
59. Dubois D., Moral S., Prade H., Approches numériques et ordinales de la révision des croyances, Rapport IRIT/95-43/R, octobre 95
60. Dubois D., Prade H. in Abidi M.A., Gonzalez R.C., Data fusion in robotics and machine intelligence, Abidi M.A., Gonzalez R.C. editors, Academic Press, 1992, p. 498.
61. Dubois D., Prade H., A survey of belief revision and updating rules in various uncertainty models, Int. J. of Intelligent Systems. 9, 1994, pp. 61-100
62. Dubois D., Prade H., Adaptative combination rules for possibility distributions, 2nd European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, EUFIT'94, Aachen, Germany, 1994, pp. 48-52
63. Dubois D., Prade H., Fuzzy sets and statistical data, European Journal of Operations Research, 25, 1986, pp. 345-356
64. Dubois D., Prade H., Fuzzy sets and systems : theory and applications, Mathematics in Science and Engineering, vol. 144, Academic Press, 1980
65. Dubois D., Prade H., La fusion d'informations imprécises, Rapport IRIT/94-44-R, novembre 1994
66. Dubois D., Prade H., Sandri S., On possibility / probability transformation, in R. Lowen and M. Roubens eds, fuzzy logic, Kluwer Academic Publishers, Netherlands, 1993, pp. 103-112
67. Dubois D., Prade H., Smets P., Representing partial ignorance, IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS Part A: Systems and Humans, vol. 26, n° 3, 1996, pp. 361-377
68. Dubois D., Prade H., The logical view of conditioning and its application to possibility and evidence theories, Int. Journal of Approximate Reasoning, n°4, 1990, pp. 23-46

69. Dubois D., Prade H., *Théorie des possibilités : applications à la représentation des connaissances en informatique, Méthode + Programme*, Masson, 1985, p. 12
70. Dubois D., Prade H., Updating with belief functions, ordinal conditional functions and possibility measures, *Uncertainty in artificial intelligence 6*, P.P. Bonissone et al. ed., Elsevier science publishers, 1991, pp. 311-329
71. Dubrawski A., Crowley J.L., Learning locomotion reflexes: a self-supervised neural system for a mobile robot, *Robotics and Autonomous Systems* 12, 1994, pp. 133-142
72. Durieu C., Aldon M.J., Meizel D., La fusion de données multisensorielles pour la localisation en robotique mobile, *Traitement du Signal*, vol. 13, n°2, 1996, pp. 144-166
73. Etter P.C., *Underwater acoustic modeling : principes, techniques and applications*, Elsevier Applied Science, London, 1991
74. Fabiani P.J., Représentation de l'érosion des croyances, 1er Colloque Jeunes Chercheurs en Sciences Cognitives organisé par l'Association pour la Recherche Cognitive, La Motte d'Aveillans, France, mars 94
75. Fantuzzi C., Babuska R., Stramigioli S., Verbruggen H.B., Stability analysis of Takagi-Sugeno fuzzy systems by Lyapunov method, *Proc. EUFIT*, 1996, pp. 1840-1844
76. Faure B., Goncalves D., Propagation acoustique en milieu océanique aléatoire, *Quinzième colloque GRETSI*, 18-21 sept. 95, pp. 837-840
77. Fortman T.E., Bar-Shalom Y., Scheffe M., Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol 8, n° 3, july 1983, pp. 173-183
78. Fraichard T., Hassoun M., Laugier C., Reactive motion planning in a dynamic world, *5th international conference on advanced robotics*, vol. 2, Pisa, Italy, june 91, pp.1029-1032
79. Fu H.C., Liu C.M., Tsai Y.W., Yang W.Z., A neural network approach to multiple target tracking problems, *Proc. SPIE*, vol. 1699, SP-SF-TR, 1992, pp. 39-50
80. Gacogne L., Apprentissage génétique global d'un contrôleur flou à deux variables basé sur la simulation d'un véhicule autonome, *Proc. IPMU*, vol. 2, *Traitement d'Information et Gestion d'Incertitudes dans les Systèmes à Base de Connaissances*, 1994, pp. 1099-1104
81. Gärdenfors P., *Knowledge in flux: modeling the dynamics of epistemic states*. The MIT Press, Cambridge, MA, 1988
82. Giralt G., Robot autonomy and machine intelligence : Trends and critical issues, 6th int. Symposium on Robotics Research, Kanade & Paul editors, 1993
83. Goguen J.A., On fuzzy robot planning, *Fuzzy sets and their applications to cognitive and decision processes*, Academic Press, 1975, pp. 429-447
84. Grabisch M., Applications des mesures floues et intégrales floues, 2ième journées nationales : Les applications des ensembles flous, Nîmes 1992, pp. 139-147

85. Grabisch M., Dispot F., A comparison of some methods of fuzzy classification on real data, Proc. conf. IIZUKA92, Japan, 1992, pp. 659-662
86. Grabisch M., Fundamentals of uncertainty calculi with applications to fuzzy inference, Kluwer Academic publisher, 1995
87. Grabisch M., Sugeno M., Multi-attribute classification using fuzzy integral, Proc. of the 1st Fuzz'IEEE congress, San Diego, march 1992, pp. 47-54
88. Gross F., Hanrahan D.J., Hood S.T., The application of fuzzy-set theory to the Burnthrough range equation, 1982, Naval Research Laboratory Report 8619
89. Haton J.P., *et al.*, Le raisonnement en intelligence artificielle : modèles, techniques et architectures pour les systèmes à bases de connaissances, Informatique Intelligence Artificielle, InterEditions, 1991
90. Hayes-Roth B., A blackboard architecture for control, Artificial Intelligence 26, 1985, pp. 251-321
91. Healey A.J., Lienard D., Multivariable sliding mode control for autonomous diving and steering of unmanned underwater vehicles, IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol 18, n° 3, july 1993, pp. 327-338
92. Henkind S.J., Harrison M.C., An analysis of four uncertainty calculi, IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS, vol. 18, n° 5, 1988, pp. 700-714
93. Horton M.J., Jones R.A., An extended rule for a fuzzy logic multitarget tracking system, Proc. EUFIT'94, 1994, pp. 342-346
94. Houlès A., Bar-Shalom Y., Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 25, n° 2, 1989, pp. 176-189
95. Houlès A., Bar-Shalom Y., Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 25, n° 2, 1989, pp. 176-189
96. Husson et Roy, Acoustique sous-marine, Sciences de la mer, Entretiens Science et Défense, DGA, Cité des Sciences et de l'Industrie de la villette, 23-24 mai 1989, pp. 39-49
97. Katsuno H., Mendelzon A.O., On the difference between updating a knowledge base and revising it, in Belief revision (P. Gärdenfors ed.), Cambridge University Press, Cambridge, UK, 1992, pp. 183-203
98. Kaufmann A., Gupta M.M., Fuzzy mathematical models in engineering and management science, North Holland, chapitre 4, 1988
99. Kelman A., Yager R.R., Compatibilité et agrégation partielle: méthode de fusion modulaire, Rencontres francophones sur la logique floue et ses applications, 1995, pp. 73-79
100. Kittur V., Thompson W.E., Data association using fused data from multiple sensors, Proc. SPIE, vol. 1699, SP-SF-TR, 1992, pp. 60-71
101. Klir G.J., Fuzzy sets and fuzzy logic: theory and applications, Prentice Hall PTR, chapitre 5, 1995

- 102.Klir G.J., Parviz B., On probability-possibility transformations, Proc. of NAFIPS'92, NASA conf. publ. 10112, vol. 2, 1992, pp. 598-607
- 103.Kolmogorov A., Grundbegriffe des Wahrscheinlichkeitsrechnung, Ergeb. der Math., Springer ed., Berlin, 1933, (Traduction anglaise : Foundations of the theory of probability, Chelsea, New York, 1956)
- 104.Kummert A., Fuzzy technology implemented in SONAR systems, IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol 18, n° 4, october 1993, pp. 483-490
- 105.Kwiesielewicz M., On explicit and implicit solutions of fuzzy linear equations, Report of the Faculty of Technical Mathematics and Informatics, n°93-97
- 106.Le Méneç S., ADAM : aide au duel aérien. Théorie des jeux différentiels et programmation symbolique appliquées au problème de l'AMRAAM, INRIA Sophia-Antipolis, RR 2032, septembre 92-décembre 93, 46 p.
- 107.Llinas J., Antony R.T., Blackboard concepts for data fusion applications, Int. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 7, n°2, 1993, pp. 285-308 et Hayes-Roth B., A blackboard architecture for control, Artificial Intelligence 26, 1985, pp. 251-321
- 108.Maeda Y., Evolutionary simulation for group behavior of multi-agent robot, Proc. conf. IIZUKA96, Japan, 1996, pp. 61-64
- 109.Marek V.W., Truszczynski M., Revision specifications by means of programs, Proc. workshop JELIA, Logics in Artificial Intelligence, 1994, pp. 122-136
- 110.Mitchell D.H., Harp S.A., Simkin D.K., A knowledge engineer's comparison of three evidence aggregation methods, Uncertainty in artificial intelligence workshop, University of Whashington, Seattle, July 1987, American Association of artificial intelligence in Hall D.H., Mathematical techniques in multisensor data fusion, Artech House, Boston, London, 1992
- 111.Monai F.F., Pochez B., Chéhiré T., Logique possibiliste et gestion d'hypothèses multiples : application à un problème de fusion de données., 12 th int. conf. on Artificial Intelligence, Expert Systems and Natural Language, Avignon, june 1-6, 1992, vol. 1.
- 112.Moore R.E., Interval analysis, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1966
- 113.Moore R.E., Methods and applications of interval analysis, SIAM Studies in Applied Mathematics, Philadelphia, 1979
- 114.Nafarieh A., Keller J.M., A fuzzy logic rule-based automatic target recognizer, Int. Journal of Intelligent Systems, vol. 6, 1991, pp. 295-312
- 115.Naslin P., Vers le robot pensant, Les Techniques de l'ingénieur, Techmémoires / mémoires des commissions techniques des Ingénieurs et Scientifiques de France, n°31/32, Automne 94, pp. 2-9
- 116.Nimier V., Introduction d'informations contextuelles dans des algorithmes de poursuites multi-capteurs, Proc. IPMU, vol. 2, Traitement d'Information et Gestion d'Incertitudes dans les Systèmes à Base de Connaissances, 1994, pp. 342-347

- 117.O'Hagan M., Using maximum entropy-ordered weighed averaging to construct a fuzzy neuron, Proc. 24th annual IEEE Asilomar conf. on Signals, Systems and Computers, Pacific grove, Calif., 1990, pp. 618-623
- 118.Oussalah M., Maaref H., Barret C., Kalman filter and possibility theory for the localization of a mobile robot, EUFIT'96, Aachen, Germany, 1996, pp. 1650-1655
- 119.Payton D.W., An architecture for reflexive autonomous vehicle control, IEEE international conference on robotics and automation, vol. 3, San Francisco, California, April 86, pp. 1838-1845
- 120.Pontois J., Delplanque M., Desodt-Jolly A.M., Jolly D., Détection d'obstacles sur véhicules routiers, Communication au groupe de travail Fusion de données, GDR PRC ISIS, mars, 1996
- 121.Pontois J., Desodt-Jolly A.M., Jolly D., A collision avoidance system based on multisensor setup, 4th world congress on Intelligent Transport Systems, Berlin, 1997, n°2206 cédérom
- 122.Popoli R., Mendel J., Estimation using subjective knowledge with tracking applications, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 29, n° 3, 1993, pp. 610-622
- 123.Postaire J.G., De l'image à la décision : analyse des images numériques et théorie de la décision, Dunod informatique, 1987
- 124.Quinlan J.R., Induction of decision trees, Machine learning 1, Kluwer Academic Publishers, Boston, 1986, pp. 81-106
- 125.Rifqi M., Mesures de similitude et leur agrégation, Rencontres francophones sur la logique floue et ses applications, 1995, pp. 80-87
- 126.Rigaud V., Marcé L., Absolute location of underwater robotic vehicles by acoustic data fusion, IEEE, 1990, pp. 1310-1315
- 127.Roecker J.A., A class of near optimal JPDA algorithms, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, 1994, vol. 30, n° 2, pp. 504-510
- 128.Roger D., Lecomte J.M., A new arithmetic for fuzzy numbers, EUFIT'96, Aachen, Germany, 1996, pp. 173-177
- 129.Rombaut M., Génération temps réel de données numériques / symboliques par fusion temporelle multi-capteurs, Traitement du Signal, vol. 12, n°4, 1995, pp. 317-326
- 130.Roux L., Desachy J., Mascarilla L., Zahzah E., Fusion d'informations multi-sources à l'aide de la théorie des possibilités: une application à la classification dans le domaine de la télédétection, L'Interface des Mondes Réels et Virtuels Informatique, Montpellier, février 1994, pp. 275-284
- 131.Russel G.T., Lane D.M., A knowledge-based system framework for environmental perception in a subsea robotics context, IEEE Journal of Oceanic Engineering, vol 11, n° 3, july 1986, pp. 401-412
- 132.Saporta G., Probabilités, analyse des données et statistique, Editions Technip, Paris, 1990

- 133.Schneider D., Modélisation de la démarche du décideur politique dans la perspective de l'intelligence artificielle, Thèse de doctorat ès Sciences Economiques et Sociales mention Science Politique, Université de Genève, Suisse, 19 oct 1994
- 134.Schubert J., Cluster-based specification techniques in Dempster-Shafer theory for an evidential intelligence analysis of multiple target tracks, Thesis, Departement of numerical analysis and computing science, Royal Institute of Technology, Stockolm, 1994
- 135.Sharpe R., Jane's fighting ships 1996-1997, Jane, 1996, 902 p. et Watts A.J., Jane's underwater warfare systems 1996-1997, Jane, 1997, 512 p.
- 136.Smets P., Imperfect information : imprecision - uncertainty, Technical report n°TR/IRIDIA/93-3
- 137.Smith D.J., Harris J.I., Line tracking using artificial neural networks and fuzzy inference, Intelligent Autonomous Systems .2, conf, 1989, pp. 245-252
- 138.Strauss O., Aimé E., Filtering data by using three error theories together, 4th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, EUFIT'96, Aachen, Germany, pp. 1640-1644
- 139.Sugeno M., Theory of fuzzy integrals and its applications, Ph D. Thesis, Tokyo Institute of Technology, Tokyo, Japon, 1974
- 140.Teodorescu H.N., Brezulianu A., Mlynek D., Yamakawa T., Stability and chaos in neuro-fuzzy logic networks, Proc. EUFIT, 1996, pp. 13-16
- 141.Thorpe C., Schafer S., Kanade T., Vision and navigation for the Carnegie Mellon NavLab, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 10, n°3, 1988, pp. 362-373
- 142.Trentesaux D., Tahon C., Modèle de communication inter-agents pour une structure de pilotage temps réel distribuée, Revue d'automatique et de productique appliquées, vol. 7, n°6, 1994, pp. 703-727
- 143.Urick R.J., Principles of underwater sound, Mac Graw Hill, New-York, 1983
- 144.Vidoret P., Equation du SONAR appliquée à la torpillerie, Rapport n° 0777/CTSN/DLSM/95 du 20/04/95, p. 18
- 145.Wang et Varshney dans Wang T.C., Varshney P.K., A tracking algorithm for maneuvering targets, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 29, n° 3, 1993, pp. 910-924
- 146.Wang T.C., Varshney P.K., A tracking algorithm for maneuvering targets, IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems, vol. 29, n° 3, 1993, pp. 910-924
- 147.Witteveen C., van der Hoek W., de Nivelte H., Revision of non-monotonic theories, Proc. workshop JELIA, Logics in Artificial Intelligence, 1994, pp. 137-151
- 148.Wong S.K.M., Lingras P., Representation of qualitative user preference by quantitative belief functions, IEEE trans. on Knowledge and Data Engineering, vol 6, n° 1, february 1994, pp. 72-78

149. Yager R.R., Kelman A., Fusion of fuzzy information with considerations, for compatibility, partial aggregation, and reinforcement, *International Journal of Approximate Reasoning*, Elsevier science publishing, vol. 15, 1996, pp. 93-122
150. Yasunobu S., Miyamoto S., Automatic train operation system by predictive fuzzy control, in Sugeno M. (dir.), *Industrial applications of fuzzy control*, Elsevier Science Pub., North Holland, pp. 1-18
151. Yuh J., Lakshmi R., An intelligent control system for remotely operated vehicles, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol 18, n° 1, january 1993, pp. 55-61
152. Zadeh L.A., The roles of soft computing and fuzzy logic in the conception, design and deployment of intelligent systems, *Proc. conf. IIZUKA'96*, Japan, 1996, pp. 3-4
153. Zunino G., Jolly-Desodt A.M., Jolly D., Indication of conflict in data fusion, *Proc. of the 3rd IFAC Symposium on Intelligent Components and Instruments for Control Applications - SICICA'97*, Annecy, France, june 9-11, 1997, pp. 393-398

