

# Fusion dissymétrique d'informations incomplètes pour la classification d'objets sous-marins

## Dissimetric Fusion of Incomplete Data for Classification of Underwater Objects

par M. DELPLANQUE\*, A.M. DESODT-JOLLY\*, D. JOLLY\*, J. JAMIN\*\*

\*Centre d'Automatique de Lille U.F.R. I.E.E.A,  
Bât. P2, Université des Sciences et Technologies de Lille,  
59655 Villeneuve d'Ascq Cedex, France  
Tel : + 33 (0)3 20 43 42 45 Fax : +33 (0)3 20 43 65 67  
e-mail : dm@cal.univ-lille1.fr J. Jamin

\*\* Délégation Générale de l'Armement Direction des Centres d'Expertise et d'Essais  
Centre Technique des Systèmes Navals Dissuasion Lutte Sous-Marine  
BP 28, 83800 Toulon Naval, France  
Tel : + 33 (0)4 94 16 23 40 Fax : + 33 (0)4 94 16 20 76

### *résumé et mots clés*

Afin de classer les objets présents dans leur environnement, les robots mobiles sous-marins peuvent exploiter des informations sensorielles acquises séquentiellement (sonar). Elles sont généralement qualifiées d'imparfaites, c'est-à-dire qu'elles sont imprécises, incertaines et incomplètes. L'incomplétude est vue ici comme l'indisponibilité d'un jeu de paramètres rendant impossible le calcul des critères de classification qui en dépendent, retardant ainsi la prise de décision. L'article propose de modéliser les informations dans le cadre de la théorie des possibilités, et d'appliquer le calcul flou afin d'évaluer des critères même en présence d'incomplétude. Les résultats ainsi obtenus sont fusionnés séquentiellement par un processus de combinaison dissymétrique. Les différentes lois de fusion dissymétrique sont passées en revue et une loi spécifique au traitement de l'incomplétude est proposée.

Information incomplète, théorie des possibilités, révision, mise-à-jour.

### *abstract and key words*

To classify objects located in their environment, underwater mobile robots use sequential sensory data (sonar). These pieces of information are imperfect, that means imprecise, uncertain and incomplete. Incompleteness is defined as the unavailability of some parameters which makes some classification criteria impossible to compute and which delays the decisions. The paper proposes to model data in the framework of possibility theory, and to apply fuzzy calculus to evaluate criteria even in the case of incompleteness. Results are sequentially fused by a dissymmetric combination process. The different dissymmetric fusion rules are reviewed and a specific dissymmetric operator is proposed to solve the incompleteness problem.

Incomplete data, possibility theory, revision, updating.

## 1. Introduction

Dans le domaine de la robotique mobile sous-marine militaire, les informations sensorielles sont acquises par des capteurs extéroceptifs de longue portée, principalement des SONAR actifs et

passifs. Afin de poursuivre le but spécifié, d'éviter les obstacles et les contre-mesures, le module de traitement de l'information du robot doit classer au plus vite les objets présents dans l'environnement. Cette classification est basée sur l'évaluation d'un certain nombre de critères caractéristiques (géométriques, fréquentiels...) et pourrait correspondre à un processus de type « pattern matching » [1] ou à un système à base de règles [2].

Or, du fait de la mauvaise connaissance des paramètres de l'environnement ou de phénomènes parasites imprévisibles [3], les informations captées tout comme les informations *a priori* sont imprécises, incertaines et incomplètes. Ainsi, ces imperfections doivent être modélisées explicitement et propagées à travers chaque étape du processus de traitement par un formalisme adéquat : théorie des probabilités, de Dempster-Shafer ou des possibilités, facteurs de certitude type EMYCIN, intervalles de confiance... Le formalisme choisi ici pour modéliser les imperfections de ces données est la théorie des possibilités. Ce choix sera expliqué en partie II à travers une définition de l'imperfection et des besoins y afférent en terme de traitement de l'information.

Une fois modélisées et propagées, les imperfections peuvent être trop importantes pour permettre la prise de décisions suffisamment fiables. Dans ce cas, une solution classique consiste à mettre en place de nouveaux capteurs fonctionnant selon des principes physiques complémentaires vis-à-vis de ceux employés précédemment [4] [5]. La fusion de ces données en provenance de plusieurs sources d'informations distinctes est un processus de combinaison symétrique : les différentes sources jouent le même rôle. Il est envisageable de fusionner des informations *redundantes* ou *complémentaires*. En robotique mobile, les informations redondantes sont, par exemple, des critères de classification calculés selon des techniques différentes, ainsi elles sont complémentaires d'un point de vue physique mais redondantes du point de vue informationnel. Les informations complémentaires sont quant à elles du type « décision », relatives à l'appartenance à une classe par exemple, dans ce cas, les algorithmes de fusion sont à la frontière du domaine de la décision multicritère. Une synthèse des opérateurs de fusion symétrique est présentée dans [6].

Cependant, il n'est pas toujours envisageable de mettre en œuvre des capteurs supplémentaires, que ce soit pour des raisons techniques ou financières. Néanmoins, lorsque les informations sont produites à des instants différents par une source unique, 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 deux informations ne jouent plus le même rôle. Une synthèse des opérateurs de fusion dissymétrique est présentée dans [19].

La partie III se propose donc de synthétiser les concepts de la fusion dissymétrique d'informations, développés dans [19], en les formulant dans le cadre de la théorie des possibilités. L'article s'intéressera ensuite, en partie IV, à un aspect particulier de l'imperfection - l'*incomplétude* - qui permettra d'illustrer, à travers un exemple, le fonctionnement de quelques lois de fusion temporelle.

Il s'agira de classer un objet présent dans la scène alors même que les paramètres dont dépendent le critère de classification ne sont que partiellement connus, l'objet étant loin du robot. Bien entendu, ce dernier cherche à classer l'objet le plus vite possible afin de minimiser son propre déplacement. Si une première évaluation, dite *incomplète*, est de qualité suffisante, elle suffit à classer l'objet en question. Sinon, le robot s'approche et évalue de nouveau le critère. Une loi de fusion temporelle spécifique sera définie afin de mettre à jour cette évaluation. Un exemple numérique sera développé pour illustrer le calcul flou et la mise à jour d'un critère de classification. Le critère choisi sera l'*index de*

*réflexion* d'un objet calculé à partir de mesures de type SONAR actif (azimut, distance).

## 2. modélisation de l'imperfection des informations

Le formalisme mathématique choisi ici pour modéliser l'imperfection des informations est la théorie des possibilités. Les informations exploitées par le robot (des mesures sensorielles et des informations *a priori*) sont sémantiquement et qualitativement hétérogènes. L'un des avantages de la théorie des possibilités est de permettre une modélisation conjointe des divers aspects des imperfections définies ci-après.

Par ailleurs, les outils nécessaires à la propagation de ces imperfections existent dans le cadre des possibilités et il devient alors possible de conserver le même formalisme, tout au long de la chaîne de traitement des informations, à travers les étapes de modélisation, de calcul, de fusion de données, de classification et de décision... La figure ci-dessous représente les différentes étapes de la chaîne de traitement des informations SONAR envisagée pour classer les objets.

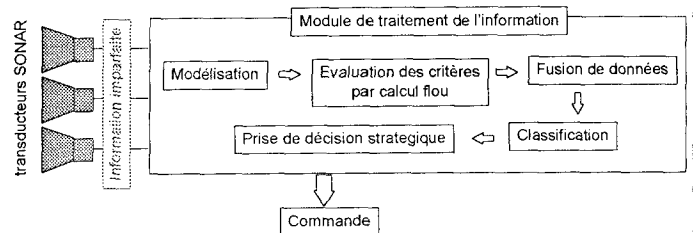


Figure 1. - Exemple de chaîne de traitement de l'information.

Les possibilités, grâce au *calcul flou*, permettent facilement d'envisager la propagation explicite des imperfections dans l'étape d'évaluation des critères de classification. Les résultats sont obtenus sans avoir d'hypothèses restrictives à faire comme en probabilités<sup>1</sup> et sont plus expressifs que s'ils étaient fournis sous forme d'intervalles de confiance. Pour la *fusion de données*, les possibilités, par leur aspect ensembliste, fournissent un choix plus vaste d'opérateurs que les probabilités.

Ainsi la théorie des possibilités présente un cadre riche mais souple, permettant de modéliser et de manipuler des mesures et des informations *a priori*. Elle permet de conserver le même formalisme durant tous les traitements évitant ainsi d'éventuelles passerelles avec d'autres formalismes qui présentent toujours des risques d'incohérence et qui nuisent à l'interprétabilité de l'information. Cela permet aussi d'envisager des boucles de retour vers les plus bas niveaux en cas de conflit ou de qualité

1. Exemples : indépendance entre variables aléatoires, lois gaussiennes ...

d'information insuffisante afin d'adapter les paramètres de mesure ou les algorithmes eux-mêmes.

## 2.1. imprécision et incertitude

D'où viennent les imprécisions et les incertitudes? Comment les quantifier afin de représenter avec fiabilité la connaissance ou l'ignorance partielle fournies par les capteurs? Pour répondre à ces questions, il est intéressant d'étudier les définitions fournies par Smets [7].

Imprécision et incertitude traduisent des notions tout à fait différentes : l'imprécision est vue comme un défaut quantitatif relatif au contenu propre de l'information captée, alors que l'incertitude est un doute sur la véracité de cette dernière. Cependant, d'un point de vue logique, ces deux notions 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 :

– 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<sup>2</sup>.

Imprécision et incertitude ont toutes deux leur origine dans le fonctionnement des capteurs et dans l'environnement du robot. Leur quantification en terme de distributions de possibilité peut être basée sur une connaissance statistique ou experte. Une connaissance statistique classique, décrite par des distributions de probabilités peut être utilisée pour définir des distributions de possibilités en voyant ces dernières comme des intervalles de confiance empilés à des niveaux de certitude décroissants. La connaissance experte est quant à elle souvent exprimée en terme de quantités floues (linguistiques ou numériques). Dans notre problème, ces deux formes de connaissance permettent de traduire une mesure captée sous forme de distribution de possibilité.

## 2.2. 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, des limites technologiques d'un capteur, ou d'un paramètre dont la valeur est maîtrisée par l'ennemi (la puissance d'un radar de brouillage par exemple [8]). Dans ces conditions, certaines informations sont indisponibles et deviennent donc des inconnues pour les critères de classification dans lesquels elles interviennent. En principe, ces critères deviennent donc incalculables.

La théorie des possibilités permet lorsque de l'information *a priori* est disponible de contourner ce problème en modélisant explicitement l'ignorance partielle sur ces paramètres et en traitant ces derniers comme toute autre information. L'exemple présenté en partie IV illustrera cette idée.

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

## 2.3. conclusion

Les informations étant acquises par un groupe de capteurs supposé maximal et figé, la réduction de l'imperfection se fera par l'application de lois de fusion temporelle, exploitant ainsi la séquentialité des acquisitions. La littérature propose différentes règles de fusion dissymétrique formalisées dans de nombreux cadres numériques et ordinaux [19]. Il semble important d'en rappeler les définitions générales avant de les exprimer dans le cadre des possibilités.

# 3. la fusion dissymétrique d'informations

Une règle de fusion dissymétrique est une loi de changement de croyance qui s'opère sur la connaissance courante du monde 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 règles [9][10][11][12][13]. Cependant la robotique mobile fait aussi appel à ces notions pour filtrer les données au fil des acquisitions sensorielles [15].

Après avoir donné les définitions générales, cette partie s'attachera donc à illustrer, dans le cadre de la théorie des possibilités, les règles de fusion dissymétrique exploitées dans l'application.

## 3.1. définition générale des règles de fusion dissymétrique

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 [16] et de projection [17]. Toutes ces notions sont définies ici dans un cadre général en reprenant la décomposition proposée dans [19].

### 3.1.1. 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 Smets [18] 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, basée 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* [19].

### 3.1.1.1. 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 résultante [19] :

1. l'*expansion* est appliquée lors de la réception d'une information *B* consistante avec l'information *a priori* *A*, et fournit une distribution plus spécifique,
2. la *contraction* consiste à oublier si l'information *B* est vraie ou non [16]. 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 seront pas détaillées dans la suite.

### 3.1.1.2. 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 ne sera pas développée.

### 3.1.2. 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 bateaux dans le monde, il est possible de calculer les probabilités de présence de tel type de bâtiment dans une certaine zone. Si entre temps, un pays a désarmé dix bâtiments, il faut mettre à jour la connaissance en conséquence.

L'exemple choisi par la suite supposera le monde constant étant donné la faible échelle de temps considérée, il ne fera donc pas appel à cette notion de mise-à-jour. Pour finir, il semble intéressant de résumer cette classification des règles de fusion par un schéma synthétique :

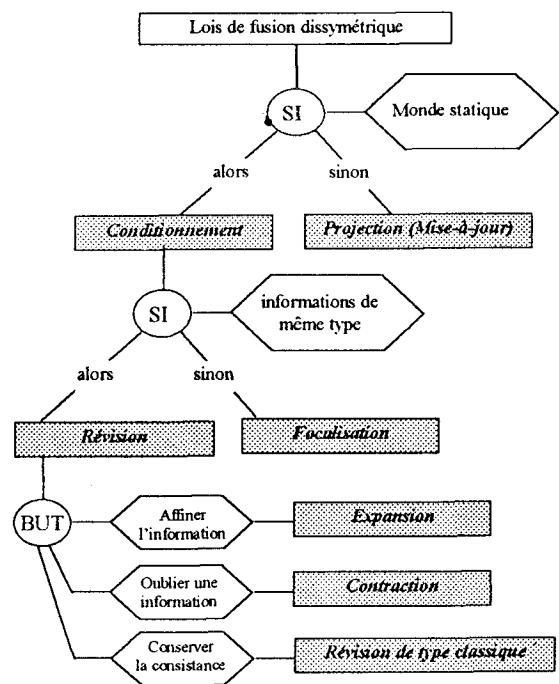


Figure 2. – Conditions d'emploi des lois dissymétriques.

## 3.2. formalisation des règles dans le cadre de la théorie des possibilités

Les règles utilisées dans l'exemple sont donc du type révision. Elles auront à réviser des informations exprimées sous forme de distributions de possibilité, comme des critères de classification résultant d'un calcul flou, par exemple. 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 sera traduite par différentes formules qui seront détaillées et comparées.

### 3.2.1. la notion de possibilité conditionnelle

Cette notion sera introduite en deux étapes, tout d'abord à travers la notion de mesure de possibilité conditionnelle sur des ensembles classiques puis de distribution de possibilité conditionnelle sur des ensembles classiques.

#### 3.2.1.1. mesures de possibilité conditionnelle sur des ensembles classiques

Le conditionnement probabiliste se traduit selon Bayes de la façon suivante :

$$\forall B, B \cap A \neq \emptyset, \Pr(A \cap B) = \Pr(B|A) \cdot P(A) \quad (1)$$

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 1 devient alors, *A* et *B* étant des ensembles classiques :

$$\forall B, B \cap A \neq \emptyset, \Pi(A \cap B) = \min(\Pi(B|A)) \quad (2)$$

ou encore la formule d'inspiration Bayésienne pour une *t-norme* de type produit :

$$\forall B, B \cap A \neq \emptyset, \Pi(A \cap B) = \Pi(B|A) \cdot \Pi(A) \quad (2bis)$$

Contrairement à la formule (2 bis), la formule (2) ne permet pas de calculer une unique valeur de  $\Pi(B|A)$ , il y a un choix à faire. Dubois et Prade [20] 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 (3) :

$$\Pi(B|A) = \begin{cases} 1, & \text{si } \Pi(A \cap B) = \Pi(A) \\ 0, & \text{si } A \cap B = \emptyset \\ \Pi(A \cap B) & \text{sinon} \end{cases} \quad (3)$$

#### 3.2.1.2. 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  $\pi_B$ , la formule (3) permet de déduire  $\pi(s|A)$  lorsque la *t-norme* est un *min* :

$$\forall s \in B, A \neq \emptyset, \pi(s|A) = \begin{cases} 1, & \text{si } \pi_B(S) = \Pi(A), s \in A \\ 0, & \text{si } s \notin A \\ \pi_B(s), & \text{si } \pi_B(s) < \Pi(A), s \in A \end{cases} \quad (4)$$

avec la notation :  $\Pi(A) = \sup_{s \in A} \pi_B(s)$

Exemple :

1.  $\pi(s|A) = 0$ , car  $s \notin A$ ,
2.  $\pi(s'|A) = \pi_B(s')$ , car  $\pi_B(s') < \Pi(A)$ ,
3.  $\pi(s''|A) = 1$ , car  $\pi_B(s'') = \Pi(A)$ .

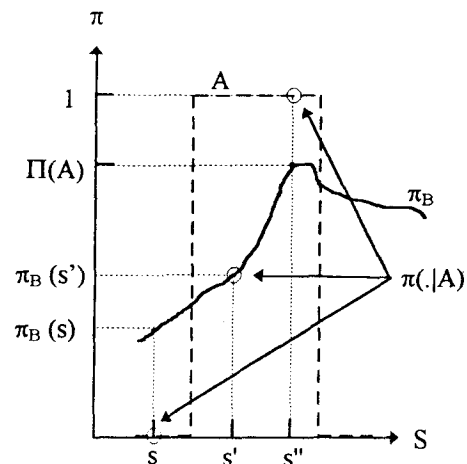


Figure 3. – Possibilité conditionnelle sachant *A*, ensemble classique.

La formule (2 bis) permet quant à elle de déduire une autre forme de distribution de possibilité conditionnelle pour une *t-norme* produit :

$$\begin{cases} \forall s \in B, A \neq \emptyset, \pi(s|A) = \frac{\pi_B(s)}{\Pi(A)} & \text{si } s \in A, \\ = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4bis)$$

#### 3.2.2. calculs d'une possibilité conditionnelle dans le cas d'un sous-ensemble flou

Une formule donnée dans [13] permet de définir  $\pi(s|A)$  dans le cas où la nouvelle connaissance serait incertaine, c'est-à-dire formalisée par un sous-ensemble flou :

$$\forall s \in B, A \neq \emptyset, \pi(s|A) = \sup_{\alpha \in (0,1]} \min(\alpha, \pi(s|A_\alpha)) \quad (5)$$

avec  $A_\alpha = \{s \in S, \pi_A(s) \geq \alpha\}$

Cette formule fait intervenir les  $\alpha$ -coupes de *A* qui sont des ensembles classiques. Les possibilités conditionnelles  $\pi(s|A_\alpha)$  se calculent donc facilement à l'aide des formules (4) ou (4 bis).

##### 3.2.2.1. distribution de possibilité conditionnelle pour une *t-norme* du type min

Ainsi, pour une *t-norme* du type *min*, la formule (5) devient [20] :

$$\forall s \in B, A \neq \emptyset, \pi(s|A) = \begin{cases} \pi_A(s), & \text{si } \exists \alpha > 0, \Pi(A_\alpha) = \pi(s) \\ \min(\pi_A(s), \pi_B(s)), & \text{sinon} \end{cases} \quad (6)$$

Exemples numériques de calculs d'une distribution conditionnelle selon la formule (6) :

Lorsque l'intersection des *noyaux*<sup>3</sup> de A et de B n'est pas vide, cette règle se comporte comme un *min* (figure 4a). La figure 4b montre qu'en raison de l'usage de la formule (4), cette loi devient discontinue dès lors que les noyaux sont disjoints. La figure 4c, quant à elle, montre que lorsque que l'intersection du *support*<sup>4</sup> 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.

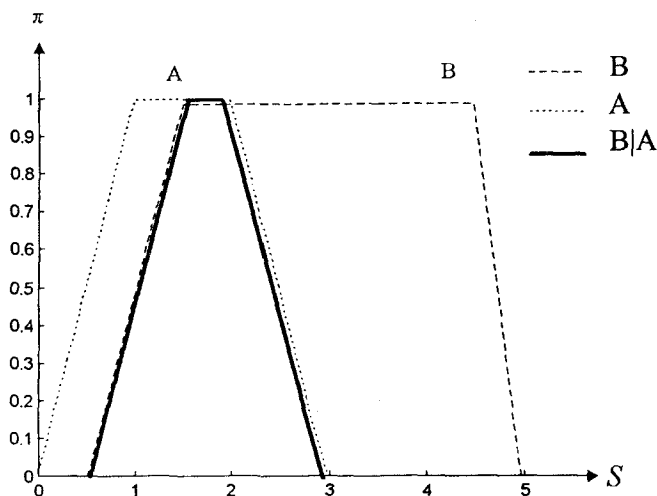


Figure 4a. – Exemple de conditionnement possibiliste.

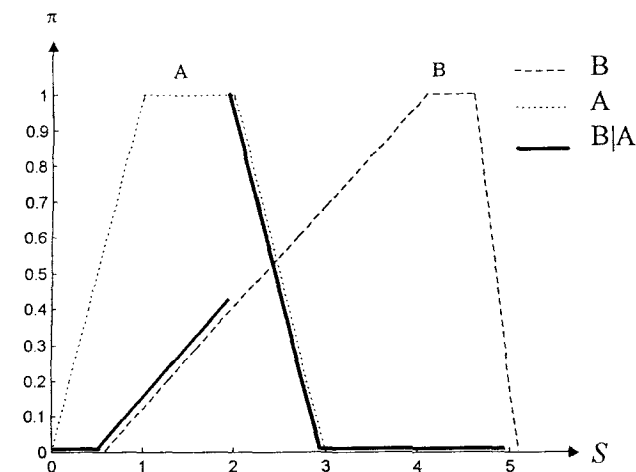


Figure 4b. – Exemple de conditionnement possibiliste.

3. *Noyau* : c'est l'ensemble des éléments du sous-ensemble flou dont le degré de possibilité est unitaire.  
 4. *Support* : c'est l'ensemble des éléments du sous-ensemble flou dont le degré de possibilité est strictement positif.

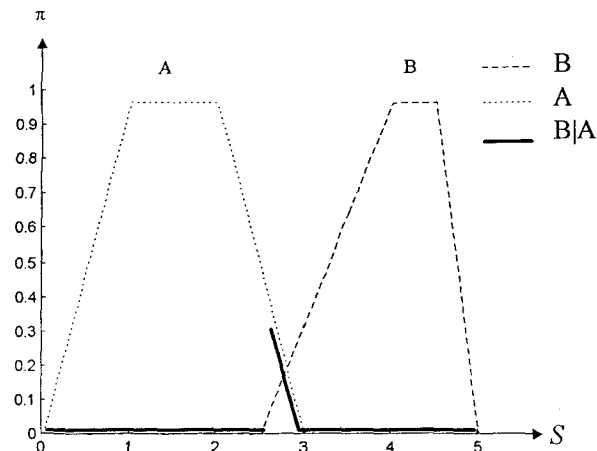


Figure 4c. – Exemple de conditionnement possibiliste.

3.2.2.2. distribution de possibilité conditionnelle pour une *t-norme* du type produit

L'autre règle de révision, basée sur les formules (4 bis) et (5), pallie ce défaut car elle fournit une distribution continue sur son support. Elle peut s'écrire de la façon suivante [20] :

$$\forall s \in B, A \neq \emptyset, \pi(s|A) = \min \left( \pi_A(s), \frac{\pi_B(s)}{\Pi(A\pi_A(s))} \right) \quad (6bis)$$

$$\text{avec } A_{\pi_A(s)} = \{s' \in S, \pi_A(s') \geq \pi_A(s)\}$$

Le comportement de cette règle est illustré par les figures suivantes.

Exemples numériques de calculs d'une distribution conditionnelle selon la formule (6 bis) :

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

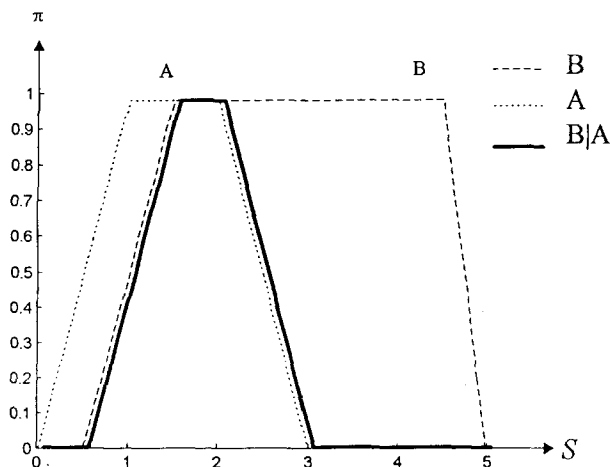


Figure 5a. – Exemple de conditionnement possibiliste.

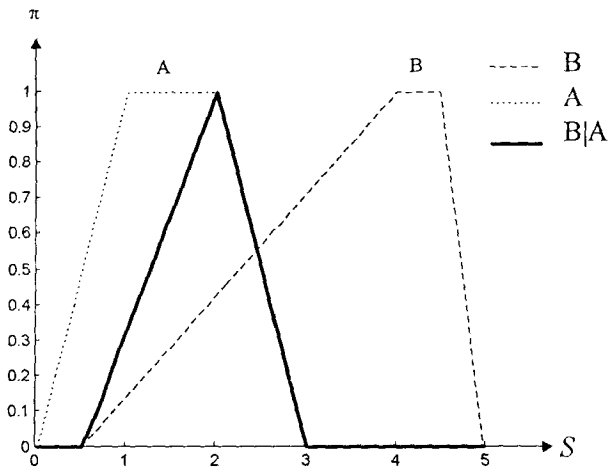


Figure 5b. – Exemple de conditionnement possibiliste.

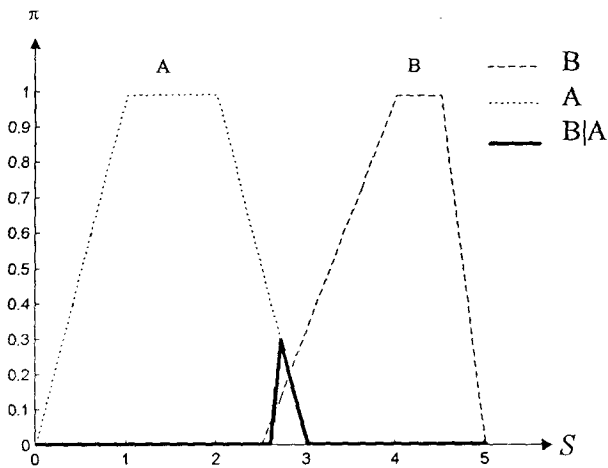


Figure 5c. – Exemple de conditionnement possibiliste.

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 la révision possibiliste.

## 4. application à la classification d'objets en robotique mobile sous-marine

Après avoir rapidement présenté l'exemple choisi ainsi que l'étape d'évaluation des critères de classification par calcul flou, cette partie s'intéresse à un aspect particulier de l'imperfection - l'incomplétude - qui permettra d'illustrer le fonctionnement des

lois de révision possibiliste et leur utilisation pour la classification des objets.

### 4.1. description du problème

Le but du robot 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. Les informations sensorielles exploitées sont des mesures de type SONAR actif (azimut, distance) acquises au pire toutes les 13 secondes<sup>5</sup>.

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 le robot de l'objet. Le critère choisi est l'index de réflexion de l'objet présent dans la scène (noté  $\mathcal{R}\mathcal{C}$ ). 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 6 [14] :

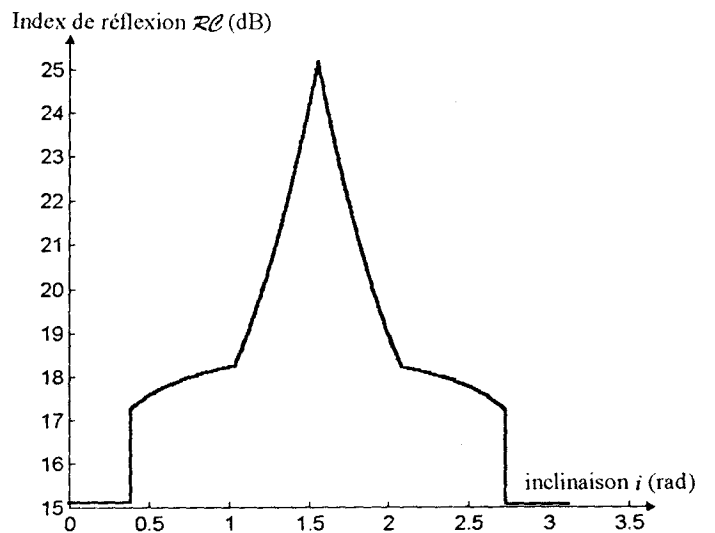


Figure 6. – évolution de l'index de réflexion en fonction de l'inclinaison d'un objet.

Deux phases sont à distinguer selon la distance séparant le robot de l'objet.

– « Au près » (figure 7) : Lorsque le robot est « près » de l'objet, les mesures d'azimut  $\theta_1$  et  $\theta_2$  sont accessibles car supérieures à la résolution angulaire des voies. L'inclinaison  $i$  est calculable puisque la longueur peut être déduite par trigonométrie.

$$i = \arccos \left( \frac{d_2 \cos \theta_2 - d_1 \cos \theta_1}{L} \right) \quad (7)$$

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

5. La portée maximale considérée est de 10 km. Sachant que le son se propage dans l'eau à une vitesse de 1500 m/s environ, un trajet aller retour prend au plus 13 s.

– « Au loin » (figure 7 bis) : Cependant, il est intéressant de pouvoir évaluer  $i$  lorsque le robot est « loin » de l'objet, c'est-à-dire lorsque les mesures d'azimut  $\theta_1$  et  $\theta_2$  sont inaccessibles car inférieures à la résolution angulaire des voies formées<sup>6</sup>. Dans ce cas, l'inclinaison et par conséquent le critère  $\mathcal{RC}$  sont donc en principe incalculables puisque la longueur ne peut pas être déduite par trigonométrie.

$$i = \arccos \left( \frac{d_2 - d_1}{L} \right) \quad (7\text{bis})$$

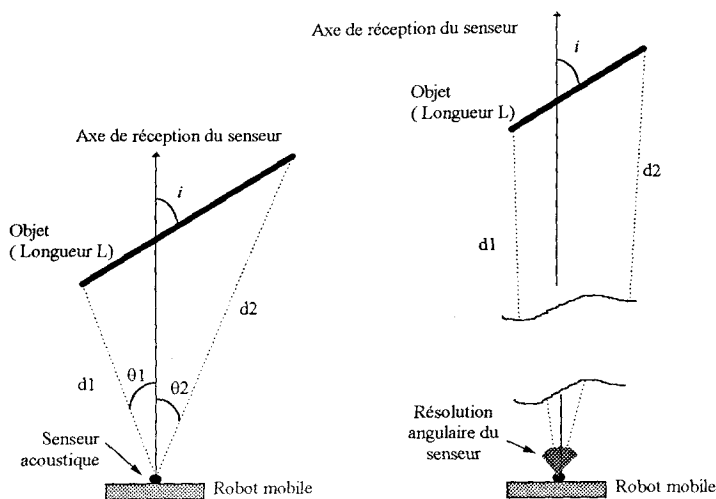


Figure 7 et 7 bis. – évaluation de l'inclinaison d'un objet « au près » et « au loin ».

Lorsque le robot est loin de l'objet, l'information nécessaire au calcul de  $\mathcal{RC}$  est donc incomplète. Cependant, les classes d'objets que le robot 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  $\pi_L(t)$  représentée figure 8 et définie comme l'union des  $N$  distributions de possibilité  $\pi_{L|H_j}(t)$  modélisant les  $N$  longueurs approximatives  $L_j$ .

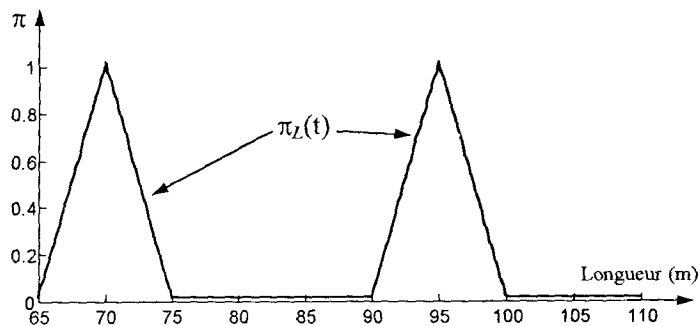


Figure 8. – distribution de possibilité *a priori* de  $L$  (au loin).

6. La formation de voies sur une antenne de transducteurs SONAR peut être réalisée par déphasage, retards temporels ou par FFT [14].

Les autres variables  $d_1, d_2$  étant mesurées imparfaitement sont modélisées sans perte de généralité par des nombres flous triangulaires :  $\pi_{d_1}(t)$  et  $\pi_{d_2}(t)$ .

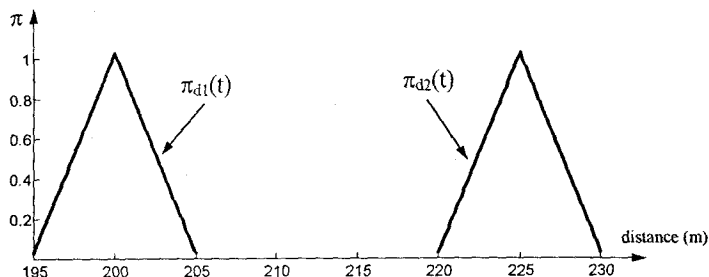


Figure 9. – distributions de possibilité de  $d_1$  et  $d_2$ .

## 4.2. évaluation du critère de classification

Les formules 7 et 7 bis peuvent être « étendues » pour manipuler des distributions de possibilité au lieu des nombres nets. Deux méthodes sont classiquement employées : le principe d'extension de Zadeh et la méthode basée sur la décomposition des quantités floues en  $\alpha$ -coupes. Les avantages et inconvénients de ces méthodes sont présentés dans [22].

Le principe d'extension de Zadeh (présenté dans [23] et discuté dans [24]) sera choisi *a priori* afin de rester le plus général possible vis-à-vis de la forme des distributions employées. En effet, comme cela a été précisé en partie II, il pourrait être intéressant d'envisager des retours d'information vers les bas-niveaux de traitement en cas d'échec d'une étape de fusion ou d'impossibilité de prendre une décision. Dans ce cas, les quantités floues n'ont plus aucune raison d'avoir une forme convexe et une expression analytique connue ce qui rendrait les méthodes basées sur les  $\alpha$ -coupes très délicates à implémenter [22].

La longueur  $L$  intervenant dans le calcul de  $i$  « au loin » étant une quantité multimodale, 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 10. Cette distribution permet de calculer une distribution de possibilité de  $\mathcal{RC}$  « au loin », représentée en figure 11, par extension de la fonction  $\mathcal{RC} = f$  (inclinaison).

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  $\mathcal{RC}$ . En effet, les fonctions étendues employées sont distributives par rapport à l'union [25].

Le principal intérêt de cette distribution  $\pi_{\mathcal{RC}\text{ loin}}(t)$  est de fournir au module de classification une première estimation du critère  $\mathcal{RC}$  avant que tous les paramètres dont il dépend ne soient disponibles à la mesure. Le module de classification pourra éventuellement prendre une décision en se basant uniquement sur cette estimation *a priori*, lorsque  $\pi_{\mathcal{RC}\text{ loin}}(t)$  sera assez spécifique.



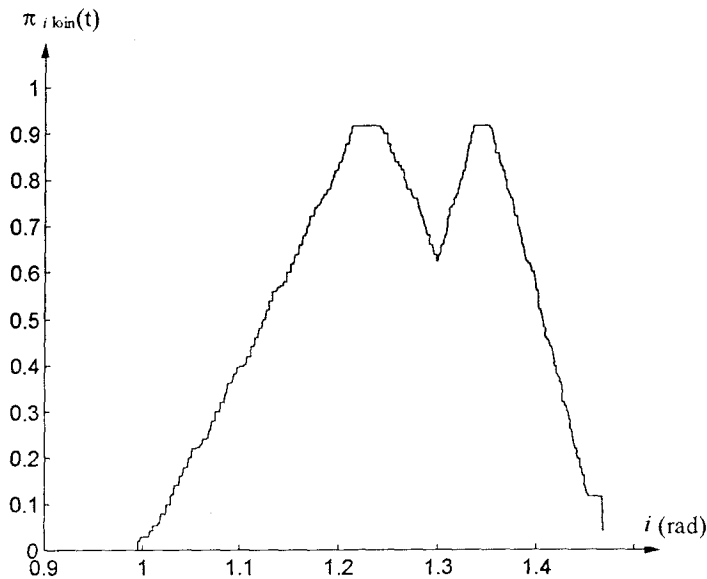


Figure 10. – Distribution de possibilité de  $i$  au loin

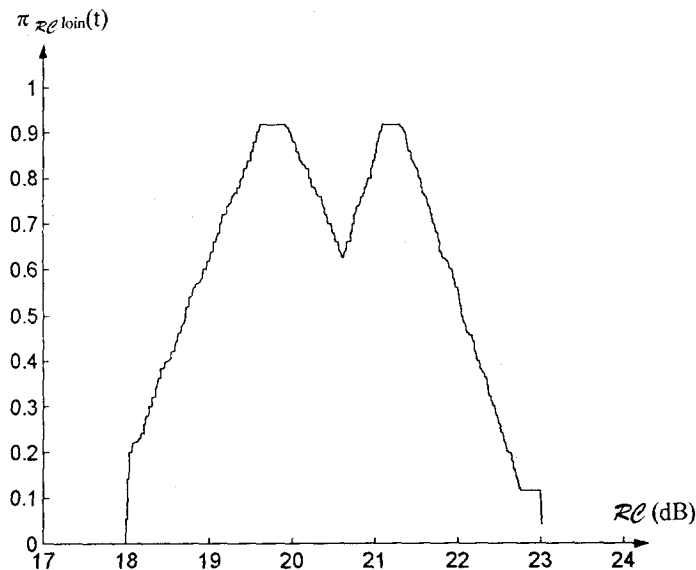


Figure 11. – Distribution de possibilité de  $R_C$  au loin.

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,  $R_C$  peut intervenir dans le calcul d'autres critères ce qui est une seconde voie d'accélération de la prise de décision.

### 4.3. fusion de données temporelle

Dans le cadre de cet exemple, une seule source d'information est considérée : le capteur acoustique. Ce dernier fournit des informations séquentielles donnant lieu à un processus de fusion

non symétrique qui sera décrit afin de mettre en évidence les caractéristiques des règles de fusion à employer. Une règle spécifique sera ensuite introduite pour répondre à ces besoins.

#### 4.3.1. description du processus de fusion temporelle

Dans un premier temps, le robot étant loin de l'objet, on supposera que la longueur  $L$  reste indisponible à la mesure. Cependant, de nouvelles mesures des distances  $d_1$  et  $d_2$  continuent d'être fournies par le capteur. Ainsi,  $\pi_{R_C \text{ loin}}(t)$  peut être révisée à l'aide de la nouvelle évaluation du critère à  $t + 1$  de manière à affiner l'estimation du critère  $R_C$ .

Cependant, la loi de fusion à appliquer dans ce cas ne peut pas être un simple conditionnement possibiliste (formules 6 ou 6 bis). En effet, ces lois font appel à la notion d' $\alpha$ -coupe; elles sont donc restreintes aux distributions unimodales. Elles ne peuvent pas s'appliquer à la révision de  $R_C$  « au loin » qui consiste à réviser une distribution de possibilité multimodale par une nouvelle information, multimodale, elle aussi.

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  $R_C$ . Les deux évaluations peuvent ensuite être fusionnées par une loi de révision.

Supposons qu'à l'instant  $t + 1$ , le robot soit suffisamment près de l'objet pour mesurer  $q_1$  et  $q_2$  (modélisées figure 12) et ainsi calculer  $i$  par la formule (7). Cette nouvelle estimation plus précise, car unimodale, du critère est notée  $\pi_{R_C \text{ près}}(t + 1)$  et représentée en figure 13. Dans un contexte réel,  $\pi_{R_C \text{ près}}(t + 1)$  n'a aucune raison de se superposer exactement à une valeur modale de  $\pi_{R_C \text{ loin}}(t)$ . 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  $\pi_L(t)$  (voir figure 8).

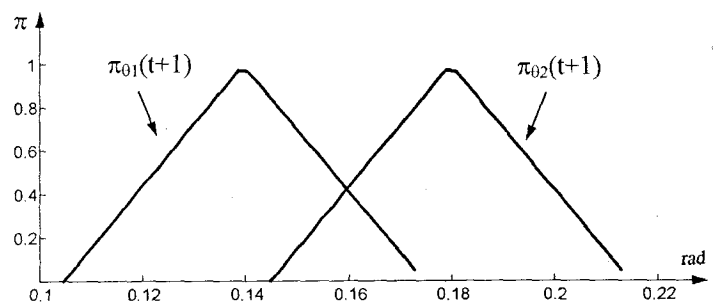


Figure 12. – Distribution de possibilité de  $\theta_1$  et  $\theta_2$  (au près).

La combinaison de  $\pi_{R_C \text{ loin}}(t)$  par  $\pi_{R_C \text{ près}}(t + 1)$  doit supprimer les modes de  $\pi_{R_C \text{ loin}}(t)$  relatifs aux hypothèses réfutées (lorsqu'elles sont mutuellement exclusives) et doit combiner les modes « correspondants » de  $\pi_{R_C \text{ loin}}(t)$  et de  $\pi_{R_C \text{ près}}(t + 1)$ . 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?

4.3.2. description d'une règle de conditionnement heuristique

La description du processus de fusion temporelle met en évidence deux étapes distinctes. Tout d'abord, « au loin », la multimodalité de la nouvelle information impose la définition d'une règle spécifique de révision. Ensuite, lorsque le robot est « près » de l'objet, les règles classiques redeviennent applicables mais leur comportement sera étudié afin de vérifier qu'elles correspondent aux besoins précédemment exprimés.

4.3.2.1. La révision « au loin ».

« Au loin », le critère  $\mathcal{RC}$  doit être évalué conditionnellement à chaque hypothèse  $H_j$  et sera noté  $\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin} | H_j}(t) (j = 1, N)$ . Il est donc révisé conditionnellement à chaque hypothèse  $H_j$  avant d'être restitué sous la forme d'une unique distribution par une union des  $N$  résultats<sup>7</sup>.

La règle peut donc s'écrire comme suit :

$$\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin}}(t+1) = \bigcup_{j=1, N} (\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin} | H_j}(t) | \pi_{\mathcal{RC} \text{ loin} | H_j}(t+1)) \quad (8)$$

Le choix se porte *a posteriori* sur la règle 6 bis car les discontinuités générées par la règle 6 sont, dans certains cas, la source d'un important bruit numérique.

4.3.2.2. la révision « au près ».

Dès que la longueur de la cible devient disponible, le but de la règle recherchée est de sélectionner le « bon » mode de la distribution  $\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin}}(t+1)$  pour le fusionner avec  $\pi_{\mathcal{RC} \text{ près}}(t+1)$ . La figure 13 montre que la règle 6 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 en distributions unimodales.

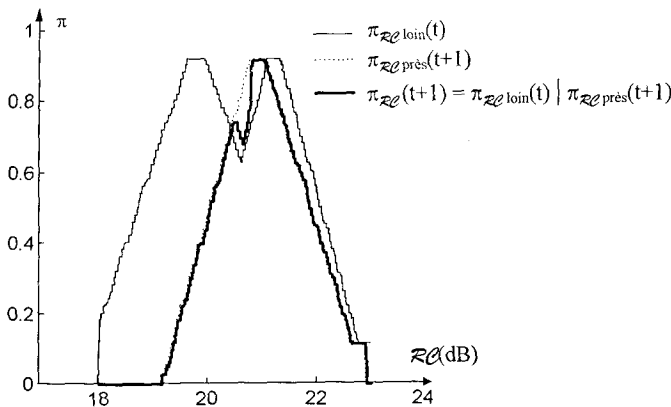


Figure 13. – Révision de  $\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin}}(t+1)$ .

7. Il est à noter que ces règles de fusion ne sont pas distributives par rapport à l'union ce qui impose quelques précautions méthodologiques.

Sur le même principe qu'« au loin », le critère  $\mathcal{RC}$  est évalué conditionnellement à chaque hypothèse  $H_j$ . Chaque  $\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin} | H_j}(t)$  est ainsi révisée par  $\pi_{\mathcal{RC} \text{ près}}(t+1)$  et le meilleur résultat est celui qui maximise l'accord entre  $\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin} | H_j}(t)$  et  $\pi_{\mathcal{RC} \text{ près}}(t+1)$ . La surface de non-recouvrement  $S_j$  entre  $\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin} | H_j}(t)$  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 convenir [26]. La règle peut s'écrire comme suit :

$$\pi_{\mathcal{RC}}(t+1) = (\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin} | H_{j^*}}(t) | \pi_{\mathcal{RC} \text{ près}}(t+1)) \quad (9)$$

avec  $j^*$  vérifiant

$$S_{j^*} = \min_{j=1, N} \text{Surface} [\pi_{\mathcal{RC} | H_j}(t) - (\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin} | H_j}(t) | \pi_{\mathcal{RC} \text{ près}}(t+1))] ]$$

Les figures 14 et 15 illustrent le principe de cette heuristique. Dans l'exemple donné,  $S_1$  est inférieure à  $S_2$  et donc  $j^*$  vaut 1.

Le résultat de la révision de  $\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin}}(t)$  est donc  $\pi_{\mathcal{RC}}(t+1) = ((\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin} | H_1}(t) | \pi_{\mathcal{RC} \text{ près}}(t+1)))$ .

Il est plus précis que  $\pi_{\mathcal{RC} \text{ près}}(t+1)$  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 résultat correspond donc au comportement souhaité.

4.4. conclusion

Cet exemple a donc illustré à deux niveaux l'intérêt que pouvait représenter la fusion dissymétrique d'informations incomplètes en robotique mobile.

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

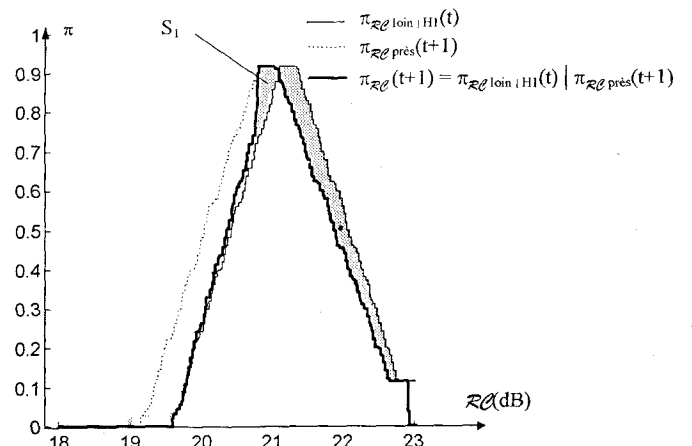


Figure 14. – Révision de  $\pi_{\mathcal{RC} \text{ loin} | H_1}(t)$ .

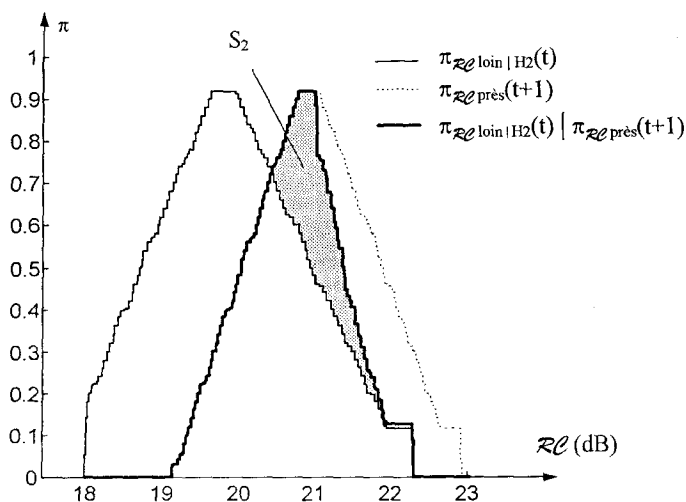


Figure 15. – Révision de  $\pi_{RC loïn|H1}(t)$ .

dont il dépend ne soient connus. Pour ce faire, il suffit qu'une connaissance *a priori* approximative soit disponible sur ces variables inconnues. Elle est alors modélisée sous forme de distribution de possibilité et 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 de qualité suffisante.

Lorsque ce n'est pas le cas et que l'information « inconnue » est indispensable, une loi heuristique de focalisation, basée 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 basés sur la décomposition en  $\alpha$ -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 facilement [27]. 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.

## 5. conclusion

La théorie des possibilités a été choisie pour modéliser explicitement l'imperfection des informations manipulées (captées et *a priori*). Une chaîne de traitement entièrement possibiliste est envisagée et comprend des modules d'évaluation de critères de classification, de fusion, de décision... Cet article s'est plus particulièrement intéressé à l'aspect incomplétude de l'information, à sa modélisation possibiliste et à son traitement par application de lois de fusion dissymétrique.

La présentation synthétique de l'ensemble de ces lois en fonction de leurs conditions d'emploi (cf figure 2) a permis de mettre en évidence les règles à appliquer dans l'application choisie : les règles de révision. La définition d'une règle de combinaison heuristique spécifique au traitement de l'incomplétude a été nécessaire afin de répondre au besoin en terme de fusion temporelle et de classification.

Les travaux en cours visent à tester les apports de ce genre de règles de fusion dans le cadre d'un simulateur possibiliste multicritère de classification d'objets sous-marins. Il pourrait être intéressant de comparer leurs performances et leurs comportements avec ceux des outils classiques, comme le filtre de Kalman dans une version multimodèles par exemple [28].

## 6. remerciements

Ce travail s'effectue dans le cadre d'une collaboration entre le Centre d'Automatique de Lille et le Centre Technique des Systèmes Navals, cofinancée par la Délégation Générale de l'Armement et le CNRS.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] Grabisch M., Dispot F., « A comparison of some methods of fuzzy classification on real data », *Proc. conf. IIZUKA'92*, Iizuka, Japan, pp. 659-662.
- [2] Mascarilla L., Zahzah E.H., Desachy J., « Combination of remote sensing and geocoded data for satellite image interpretation based on neural networks », *IEEE IGARSS'93 international geoscience and remote sensing symposium*, Tokyo, august 1993, pp 725-727.
- [3] Faure B., Goncalves D., Propagation acoustique en milieu océanique aléatoire, Quinzième colloque GRETSI, 18-21 sept. 95, pp. 837-840.
- [4] Trassoudaine L., Solution multi-sensorielle temps-réel pour la détection d'obstacles sur route, thèse de doctorat soutenue le 16-02-1993 à l'Université Blaise Pascal (DU479), Clermont Ferrand.
- [5] Reynaud R., Berschandy D., Bouaziz S., Maurin T., Fusion de données pour le programme PROCHIP France : bilans et perspectives, Annales du 15<sup>ème</sup> colloque GRETSI, Juans les pins, sept. 1995, pp. 953-956.
- [6] Bloch I., Maître H., Fusion de données en traitement d'images : modèles d'information et décisions, *Revue « Traitement du signal »*, vol. 11, n°6, 1994, pp. 435-446.

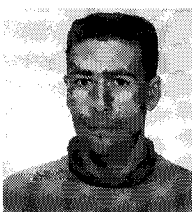
## Fusion dissymétrique d'informations incomplètes

- [7] Smets P., Imperfect Information : Imprecision - Uncertainty, Technical report n°TR/IRIDIA/93-3.
- [8] 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.
- [9] Marek V.W., Truszczyński M., Revision specifications by means of programs, Proc. workshop JELIA, 1994, pp. 122-136.
- [10] 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.
- [11] Aravindan C., Dung P.M., Belief dynamics, abduction, and databases, Proc. workshop JELIA, *Logics in artificial intelligence*, 1994, pp. 66-85.
- [12] Dubois D., Prade H., The logical view of conditioning and its application to possibility and evidence theories, *Int. journal of approximate reasoning*, 1990, n°4, pp. 23-46.
- [13] 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.
- [14] Vidoret P., Equation du sonar appliquée à la torpillerie, Rapport n° 0777/CTSN/DLSM/95 du 20/04/95.
- [15] O. Strauss, E. Aimé, Filtering data by using three error theories together, 4th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, EUFIT'96, Aachen, Germany, pp. 1640-1644.
- [16] Gärdenfors P., Knowledge in flux : modeling the dynamics of epistemic states. The MIT Press, Cambridge, MA, 1988.
- [17] 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, pp. 183-203, 1992.
- [18] Dubois D., Prade H., Smets P., Representing partial ignorance, *IEEE transactions on Systems Man Cybernetics Part A : systems and humans*, 1996, vol. 26, n° 3, pp. 361-377.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] Lewis D.K., Probabilities of conditionals and conditional probabilities, *The philosophical review*, 85, pp. 297-315, 1976.
- [22] M. Delplanque, A.M. Desodt and D. Jolly, Fuzzy calculus for robotic data processing : problems linked with implementation, 4th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing, EUFIT'96, Aachen, Germany, pp. 60-64.
- [23] Zimmermann H.J., Fuzzy Sets Theory and its applications, Kluwer Academic Publishers, Boston, second edition, 1991.
- [24] Buckley J.J., Solving fuzzy equations, *Fuzzy sets and systems* 50, 1992, pp. 1-14.
- [25] Dubois D., Prade H., Fuzzy sets and systems : theory and applications, *Mathematics in science and engineering*, vol. 144, Academic Press, 1980, pp. 42-48.
- [26] Rifqi M., Mesures de similitude et leur agrégation, *Rencontres francophones sur la logique floue et ses applications*, 1995, pp. 80-87.
- [27] Roecker J.A., A class of near optimal JPDA algorithms, *IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems*, 1994, vol. 30, n° 2, pp. 504-510.
- [28] Houllès A., Bar-Shalom Y., Multisensor tracking of a maneuvering target in clutter, *IEEE transactions on Aerospace Electronic Systems*, 1989, vol. 25, n° 2, pp. 176-189.

Manuscrit reçu le 2 décembre 1996.

### LES AUTEURS

#### M. DELPLANQUE



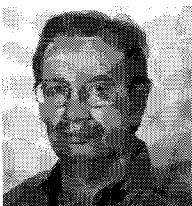
est ingénieur HEI (Hautes Études Industrielles, Lille) et titulaire d'un DEA de Productique (automatique et informatique industrielle) de l'Université des Sciences et Technologies de Lille. Il poursuit actuellement une thèse de doctorat au centre d'automatique de Lille en collaboration avec la Délégation Générale de l'Armement. Ses travaux de recherche concernent la fusion de données en robotiques mobile sous-marine.

#### A.M. DESOLDT-JOLLY



est ingénieur EUDIL (École Universitaire d'Ingénieurs de Lille). Habilitée à diriger des recherches en 1997, elle est enseignant-chercheur à l'Université des Sciences et Technologies de Lille. Elle s'intéresse à la fusion de données et à l'aide à la décision dans le cadre de systèmes où l'information est imparfaite.

#### D. JOLLY



est ingénieur ESIM (École Supérieure d'Ingénieur de Marseille) et Docteur Ingénieur. Enseignant-chercheur à l'Université des Sciences et Technologie de Lille, il s'intéresse à la supervision des systèmes téléopérés, à l'aide à la décision et à la fusion d'informations dans un cadre incertain.

#### J. JAMIN

est ingénieur ESIM (École Supérieure d'Ingénieur de Marseille), spécialité « Génie Mer ». Il est titulaire d'un DEA de Mécanique, filière Acoustique et Dynamique des Vibrations, effectué à l'Université d'Aix-Marseille II. Il travaille actuellement dans la Direction des Centres d'Expertise et d'Essais de la délégation Générale de l'Armement, dans le domaine de la torpillerie.