

# Gestion de l'information paradoxale contrainte par des requêtes pour la classification de cibles dans un réseau de capteurs multi-modalités

Anne-Laure Joussetme\*, Arnaud Martin.<sup>1\*\*</sup>, Patrick Maupin\*

\*R&D Défense Canada – Valcartier, 2459 Pie-XI Nord, Québec, Qc, G3J 1X5 Canada  
{Anne-Laure.Joussetme,Patrick.Maupin}@drdc-rddc.gc.ca

\*\*ENSIETA, E<sup>3</sup>I<sup>2</sup> EA3876, 2 rue François Verny, 29806 Brest Cedex 9, France  
Arnaud.Martin@ensieta.fr

**Résumé.** Cet article présente une approche de classification de données adaptée aux requêtes faites par les opérateurs d'un réseau constitué par une hiérarchie de nœuds de gestion, de relais et de capteurs utilisés pour surveiller et protéger une zone d'intérêt. Le principal problème réside dans la gestion des requêtes de surveillance actionnant un système séquentiel détecteur/classifieur composé de classifieurs unaires spécialisés dans la détection d'événements d'intérêt et dans la classification d'humains et de véhicules. La solution proposée fait appel à la théorie des fonctions de croyance pour la fusion des classifieurs ; la modélisation et prise de décision sont réalisées dans le cadre étendu proposé par Dezert et Smarandache.

## 1. Introduction

Le projet Self-healing Autonomous Sensor Network (SASNet) est un projet de démonstration technologique regroupant des chercheurs du Centre de recherches en communications (CRC, Ottawa, Canada) et de Recherche et Développement pour la Défense Canada (RDDC-Valcartier, Canada), qui vise à tester en situation d'utilisation réaliste et grande nature un réseau de capteurs, ses composantes électroniques et logicielles. L'emphase est mise dans ce projet sur l'auto réparation, les protocoles de communication avancés fondés entre autres sur les voisinages logiques, la mise au point de techniques de détection et de classification de cibles performantes en termes de sensibilité et de spécificité, mais aussi en termes d'efficacité énergétique.

Cet article présente une approche de classification de données adaptée aux requêtes faites par les opérateurs d'un réseau de constitué par une hiérarchie de nœuds de gestion, de relais et de capteurs utilisés pour surveiller et protéger une zone d'intérêt. Ces capteurs renvoient aux nœuds de relais, qui les fusionnent, des rapports de détection et d'identifications de cibles qui sont finalement reçus par des opérateurs humains logés au niveau des nœuds de gestion. Le principal problème réside dans la gestion des requêtes de surveillance actionnant un système séquentiel détecteur/classifieur composé de classifieurs unaires spécialisés dans

---

<sup>1</sup> Ce travail a été réalisé lors d'un séjour d'Arnaud Martin au RDDC (Recherche et Développement pour la Défense Canada) à Valcartier, Québec, Canada, et est en partie financé par la DGA (Délégation générale pour l'Armement) et BMO (Brest Métropole Océane).

## Gestion de l'information paradoxale dans un réseau multi-capteurs

la détection d'événements d'intérêt et dans la classification d'humains et de véhicules. La solution proposée fait appel à la théorie des fonctions de croyance pour la fusion des classifieurs ; la modélisation et prise de décision sont réalisées dans le cadre étendu proposé par Dezert et Smarandache.

Après avoir présenté l'architecture du réseau (Sect. 2) et les contraintes de fonctionnement (Sect.3) nous détaillons la méthode proposée dans la section Sélection et fusio

cont cont



#### 4. Sélection et fusion de classifieurs

Le problème particulier abordé dans cette étude est celui de la conciliation de l'espace des requêtes de l'opérateur (contraint par une hiérarchie de cibles possibles) et les sorties possibles de l'ensemble des classifieurs. Idéalement ces deux espaces correspondent, si bien qu'à une requête donnée correspond une classe ou à un ensemble de classes. En pratique, il arrive que l'ensemble de classifieurs ne reconnaisse pas de manière déterminante la classe de l'objet observé simplement parce que celui-ci appartient à une classe différente de celles pour lesquelles les classifieurs ont été entraînés. Il convient alors d'interpréter le résultat de cette classification afin de présenter une décision adéquate à l'opérateur, c'est-à-dire une information plus riche qu'un simple *Classe inconnue*. Dans l'objectif du *design* d'un système de classification robuste aux nouvelles classes d'objets, nous explorons les capacités de la théorie de Dezert-Smarandache (DSmT) (Smarandache et Dezert, 2004, 2006) à répondre à ces besoins. En particulier, nous proposons un schéma de décision contraint par la hiérarchie du cadre de discernement donnée par l'application, dans lequel les hypothèses d'exclusivité mais aussi d'exhaustivité de l'ensemble des classes sont remises en cause.

##### Rappel de la théorie de fonctions de croyance

La théorie des fonctions de croyance est fondée sur la manipulation des fonctions de masse (ou masse élémentaire de croyance). Les fonctions de masse sont définies sur l'ensemble de toutes les disjonctions du cadre de discernement  $\Theta = \{C_1, \dots, C_n\}$  et à valeurs dans  $[0,1]$ , où les  $C_i$  représentent les hypothèses supposées exhaustives et exclusives. Cet ensemble est noté  $2^\Theta$ . Généralement, il est ajouté une condition de normalité, donnée par :

$$\sum_{A \subseteq \Theta} m_j(A) = 1 \quad (1)$$

où  $m_j(\cdot)$  représente la fonction de masse pour une source (ou un expert)  $S_j, j=1, \dots, M$ . Les éléments  $X$  tels que  $m(X) > 0$  sont appelés les éléments focaux. La première difficulté est donc de définir ces fonctions de masse selon le problème. À partir de ces fonctions de masse, d'autres fonctions de croyance peuvent être définies, telles que les fonctions de crédibilité, représentant une croyance minimale d'une source en un élément. Elles sont données pour tout  $X \in 2^\Theta$  par :

$$bel(X) = \sum_{Y \subseteq X, Y \neq \emptyset} m(Y), \quad (2)$$

ou encore les fonctions de plausibilité, représentant une croyance maximale d'une source en un élément, données pour tout  $X \in 2^\Theta$  par :

$$pl(X) = \sum_{Y \subseteq \Theta, Y \cap X \neq \emptyset} m(Y) = bel(\Theta) - bel(X^c) = 1 - m(\emptyset) - bel(X^c), \quad (3)$$

où  $X^c$  est le complémentaire de  $X$ . Afin de conserver un maximum d'informations, il est préférable de rester à un niveau crédal (*i.e.* de manipuler des fonctions de croyance) pendant l'étape de combinaison des informations pour prendre la décision sur les fonctions de croyance issues de la combinaison.

La combinaison des fonctions de masse peut être réalisée suivant plusieurs règles. La règle de combinaison orthogonale non-normalisée de Dempster (règle conjonctive de consensus) est la plus couramment employée :

$$m(X) = \sum_{Y_1, Y_2 \in \Theta, Y_1 \cap Y_2 = X} m_1(Y_1) m_2(Y_2). \quad (4)$$

Notons que dans le cas de fonctions de masse hiérarchiques induites par la structure de l'ontologie, des moyens rapides permettent de programmer cette règle, tel que présenté dans (Jousselme *et al*, 2000).

L'extension proposée par (Dezert 2002) et appelée DSMT, consiste à fermer l'espace  $\Theta$  par les opérateurs d'union et d'intersection, cet espace est noté  $D^\Theta$ . Les équations (2), (3) et (4) peuvent s'étendre facilement à ce nouvel espace (Smarandache et Dezert, 2004). La cardinalité des éléments de  $D^\Theta$  doit cependant être redéfinie par le nombre de parties disjointes du diagramme de Venn et la cardinalité de  $X$  est notée  $\mathcal{C}_M(X)$ . Dans cet ensemble  $D^\Theta$  il est possible d'imposer des contraintes selon les applications sur des intersections (éléments de  $D^\Theta$ ) qui serait vide. Ainsi nous obtenons un ensemble réduit d'éléments que nous noterons  $D_r^\Theta$ .

### Fusion de classifieurs binaires

L'approche proposée ici pour la modélisation et fusion de classifieurs binaires est celle proposée dans (Martin et Quidu, 2008) pour des machines à vecteurs de support, adaptée aux contraintes imposées par un arbre. D'autres approches sont cependant envisageables (Aregui et Dencœux, 2007, Quost et al, 2007).

Un classifieur  $i$  donné peut se prononcer pour un élément  $A$  de l'arbre ou non. S'il ne se prononce pas pour  $A$  cela peut être interprété de différentes façons : l'observation peut être non  $A$  (autre chose que  $A$ ), ou n'importe quoi ( $A$  compris). Compte tenu des classifieurs employés, un classifieur ne se prononçant pas pour  $A$  se prononce pour autre chose que  $A$ . On peut ainsi définir pour un classifieur  $i$  défini par sa fonction de décision  $f_i$ , la fonction de masse :

$$\left\{ \begin{array}{l} m_i(A)(x) = \alpha_i \left( \left( 1 - \frac{1}{2} \exp\left(-\frac{1}{\lambda_{i,p}} f_i(x)\right) \right) 1_{[0,+\infty[}(f_i(x)) \exp\left(-\frac{1}{\lambda_{i,n}} f_i(x)\right) 1_{] -\infty, 0]}(f_i(x)) \right), \\ m_i(A^c)(x) = \alpha_i \left( \exp\left(-\frac{1}{\lambda_{i,p}} f_i(x)\right) 1_{[0,+\infty[}(f_i(x)) \left( 1 - \frac{1}{2} \exp\left(-\frac{1}{\lambda_{i,n}} f_i(x)\right) 1_{] -\infty, 0]}(f_i(x)) \right) \right), \\ m_i(\Theta)(x) = 1 - \alpha_i \end{array} \right. \quad (5)$$

où  $\alpha_i$  est un facteur d'affaiblissement correspondant à la fiabilité du classifieur et  $\lambda_{i,p}$  et  $\lambda_{i,n}$  sont définis par :

$$\begin{cases} \lambda_{i,p} = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l f_i(x) 1_{[0,+\infty[}(f_i(x)), \\ \lambda_{i,n} = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l f_i(x) 1_{]-\infty,0]}(f_i(x)) \end{cases} \quad (6)$$

où  $l$  est le nombre de données d'apprentissage.  $A^c$  représente le complémentaire de  $A$  et peut être défini comme le complémentaire de  $A$  dans  $2^\Theta$  ou le complémentaire de  $A$  dans l'arbre de requête. Dans le premier cas  $A^c$  n'est pas forcément dans l'arbre de requête. Une fois combiné les réponses des classifieurs, il faut lors de l'étape de décision se ramener à l'arbre de requêtes. La combinaison de différentes fonctions de masse issues des différents classifieurs sélectionnés pour une observation peut être réalisée par la règle orthogonale de l'équation (4).

### Décision contrainte par la hiérarchie

Si la décision prise par le maximum de crédibilité peut être trop pessimiste, la décision issue du maximum de plausibilité est bien souvent trop optimiste. Le maximum de la probabilité pignistique, introduite par (Smets 1990), reste le compromis le plus employé. La probabilité pignistique est donnée pour tout  $X \in 2^\Theta$ , avec  $X \neq \emptyset$  :

$$betP(X) = \sum_{Y \in \Theta, Y \neq \emptyset} \frac{|X \cap Y|}{|Y|} \frac{m(Y)}{1 - m(\emptyset)}, \quad (7)$$

où  $|X|$  représente le cardinal de  $X$ . L'approche proposée dans (Appriou 2005) considère les fonctions de plausibilité permettant de décider n'importe quel élément de  $2^\Theta$  et non plus seulement les singletons comme précédemment. Ainsi nous allons choisir l'élément  $A \in 2^\Theta$  pour l'observation  $x$  si :

$$A = \arg \max_{X \in \Theta} (m_d(X)(x) pl(X)(x)) \quad (9)$$

où  $m_d$  est une masse définie par :

$$m_d(X) = K_d \lambda_x \left( \frac{1}{|X|^r} \right) \quad (10)$$

$r$  est un paramètre appartenant à  $[0,1]$  permettant de choisir une décision allant du choix d'un singleton ( $r=1$ ) à l'indécision totale ( $r=0$ ).  $\lambda_x$  permet d'intégrer le manque de connaissance sur l'un des éléments  $X$  de  $2^\Theta$ . Dans cette étude nous poserons  $\lambda_x = 1$ . La constante  $K_d$  est un facteur de normalisation qui garantit la condition de l'équation (1). Cette approche est envisageable également avec les fonctions de crédibilité ou probabilité pignistique.

Dans (Martin et Quidu 2008), nous avons proposé une stratégie permettant à la fois prendre une décision sur une union de classes (*i.e.* lorsque l'indécision est grande et que nous ne pouvons décider entre deux classes particulières) et ne pas prendre de décision lorsque notre croyance en un singleton est trop faible. Cette règle de décision est donc composée de deux étapes :

1. la règle de décision du maximum de crédibilité avec rejet définie est appliquée afin de déterminer les éléments n'appartenant pas aux classes apprises
2. la règle de décision de l'équation (9) est ensuite appliquée aux éléments non rejetés

Dans (Martin 2008b) nous avons proposé des extensions afin de travailler sur  $D^\circ$  et de prendre la décision sur un sous-ensemble de  $D^\circ$ , par exemple défini par la spécificité.

L'idée proposée dans ce papier est de chercher à décider sur les éléments de la requête définis par l'utilisateur et contraint par la hiérarchie de l'ontologie. Ici le cadre de discernement est donné par l'ensemble des feuilles de l'ontologie et l'ensemble des nœuds de l'ontologie est un sous-ensemble de  $2^\circ$ .

De façon à pouvoir tenir compte d'éléments non attendu par l'utilisateur, mais qui peuvent être révélateur de sens, nous proposons de "fermer" l'ontologie en ajoutant des intersections d'éléments possibles. Ainsi l'ontologie de la figure 3, peut être enrichie de conjonctions de classes (flèches à trait pointillé). Les classes « véhicule blindé de récupération à chenilles » et « véhicule blindé de récupération à roues », qui correspondent aux intersections des éléments amphibies et dépannage des véhicules à chenille et à roues, sont maintenant couvertes par l'ontologie 2525B. Ces ajouts d'intersections peuvent être réalisés de manière systématique de différentes façons. Il peut par exemple être intéressant de se limiter aux intersections de même niveau sur l'arbre.

## 5. Conclusion et perspectives

L'idée proposée dans ce papier repose sur la théorie des fonctions de croyance étendue par Dezert et Smarandache. En effet ce cadre théorique permet à la fois de combiner les différentes informations issues des capteurs composés de détecteur/classifieur et d'envisager les éléments de réponse de la décision de manière plus complète que les requêtes initiales. Les requêtes initiales sont envisagées ici comme reposant sur une ontologie fondée sur une structure hiérarchique. Cette hiérarchie est un sous-ensemble de l'ensemble des disjonctions possibles de classes. Permettre de décider sur cette hiérarchie fermée par l'introduction de conjonction de classes ou d'unions de classes offre la possibilité de détecter des événements non modélisés initialement.

Dans le cadre du projet SASNet ce type d'approche peut apporter une aide importante aux opérateurs. La validation de ce travail sera réalisée sur des données acquises en situation type pour la surveillance de zones d'intérêts à partir d'un réseau de capteurs comme celui présenté en considérant une partie de l'ontologie 2525B couramment employée.

## Références

- Appriou A. (2005), Approche générique de la gestion de l'incertain dans les processus de fusion multisenseur, *Traitement du Signal*, 22 : 307-319, 2005.
- Aregui A., et Dencoux T. (2007), Fusion of one-class classifier in the belief function framework. *International Conference on Information Fusion*, Québec, Canada, 2007.
- Dezert J. (2002), Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning, *Information & Security: An International Journal*, 9, 2002.

- Le Hégarat-Masclé S., Bloch I., Vidal-Madjar D. (1997), Application of Dempster-Shafer Evidence Theory to Unsupervised Classification in Multisource Remote Sensing. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 35(4): 1018-1031, 1997.
- Jousselme, A-L., D. Grenier, et E. Bossé (2000), Adding decision rule to the Shafer-Logan algorithm for hierarchical identity information fusion. International Conference on Information Fusion, Paris, France, 10-13 July 2000.
- Martin A. et Quidu (2008), Decision Support with Belief Functions Theory for Seabed Characterization. International Conference on Information Fusion, Cologne, Germany, 30 June-3 July 2008.
- Martin A. (2008), Aide à la décision crédibiliste pour la reconnaissance d'images texturées, Rencontres francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Lens, France, octobre 2008.
- Quost B., Denœux T., Masson M. (2007). Pairwise classifier combination using belief functions. Pattern Recognition Letters, 28 : 644-653, 2007.
- Smarandache F. et Dezert J. (2004). Applications and Advances of DSMT for Information Fusion, volume 1. American Research Press Rehoboth, 2004.
- Smarandache F. et Dezert J. (2006). Applications and Advances of DSMT for Information Fusion, volume 2. American Research Press Rehoboth, 2006.
- Smets Ph. (1990), Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty, Uncertainty in Artificial Intelligence, 5: 29-39, 1990.

## Summary

This article presents a classification approach adapted to the request made by the operators of a network. This network is constituted from hierarchical nodes of management, fusion and sensor in order to survey and protect an interest area. The main problem is in the survey request management that activate a detection/classifier system composed by one-class classifiers specialized in the detection of interest area and in humans and vehicles classification. The proposed approach is based on the theory of belief functions; the modelling step and decision are made in the extended context proposed by Dezert and Smarandache.