

# Application du TBM pour la localisation de nœuds de communication à partir de mesures de proximité

## Application of the TBM to the communication nodes localization using proximity measures

**François Caron<sup>1</sup>, Emmanuel Duflos<sup>2</sup>, Carl Haas<sup>3</sup>,  
Philippe Vanheeghe<sup>4</sup>**

<sup>1</sup>Laboratoire d'Automatique, de Génie Informatique et Signal, École Centrale de Lille, Cité Scientifique, BP 48, 59851, Villeneuve d'Ascq Cedex

<sup>2</sup>Laboratoire d'Automatique, de Génie Informatique et Signal, École Centrale de Lille, Cité Scientifique, BP 48, 59851, Villeneuve d'Ascq Cedex  
emmanuel.duflos@ec-lille

<sup>3</sup>Université de Waterloo, Canada N2L  
chaas@civmail.uwaterloo.ca

<sup>4</sup>Laboratoire d'Automatique, de Génie Informatique et Signal, École Centrale de Lille, Cité Scientifique, BP 48, 59851, Villeneuve d'Ascq Cedex  
philippe.vanheeghe@ec-lille

Manuscrit reçu le 26 avril 2006



### Résumé et mots clés

La localisation de matériaux sur un site de construction est d'un intérêt économique de premier ordre. L'utilisation de systèmes RFID (Radio Frequency IDentification) et de dispositifs de localisation par satellite permettent de traiter ce problème dans le cadre, plus général, de la localisation de nœuds de communication distribués aléatoirement. Lorsque ces nœuds peuvent se déplacer de façon aléatoire, la problématique s'en trouve encore complexifiée. Les travaux exposés dans cet article montrent comment la modélisation, dans le cadre du Modèle de Croyance Transférable, de l'imprécision et de l'incertitude inhérentes au problème permet d'y apporter une solution. L'utilisation du conflit permet tout particulièrement de détecter, puis de prendre en compte, le mouvement d'un nœud de communication. L'étude proposée montre également comment il est possible de conduire les calculs de façon à ne pas être confronté à une explosion combinatoire.

**Modèle de Croyance Transférable, Gestion du Conflit, RFID, GPS, Nœuds de Communication**

### Abstract and key words

Materials localization on a site under construction (a building for instance) is very important from an economical point of view. RFID systems and localization systems as GPS allow to treat such a problem in the more general context of randomly distributed communication nodes localization. When the nodes are moving the problem is still more complicated. The work exposed in this paper shows how the Transferable Belief Model be used for the detection of potential movements. This study also show how to deal with the calculation.

Transferable Belief Model, Conflict Management, RFID, GPS, Communication Node

# 1. Introduction

Les avancées technologiques dans le domaine des MEMS (Micro ElectroMechanical Systems) et des communications sans fils ont permis la réalisation de réseaux de capteurs sans fils comportant un nombre très important (typiquement des milliers) de capteurs représentant autant de nœuds de communication. Ces nœuds communiquent sur des courtes distances afin de satisfaire le but opérationnel à l'origine de leur déploiement ([14]). Cette possibilité récente a trouvé rapidement des applications en génie civil.

Sur un chantier, les différentes pièces de construction, qui peuvent représenter plusieurs milliers d'unités, sont régulièrement déplacées et un nombre non négligeable de ces pièces est perdu. De ce fait, le chef de chantier passe en moyenne 20 % de son temps à rechercher des pièces. Si l'on considère que sur un site de construction, les matériaux représentent 50 à 60 % du prix total du projet, il s'ensuit immédiatement que les problèmes de localisation de pièces entraînent un surcoût non négligeable. Il existe donc clairement dans ce domaine une demande pour rationaliser la localisation des pièces de construction, ce qui permettrait, en outre, de planifier de façon plus efficace le travail du personnel sur le chantier. Une solution consiste à équiper chaque pièce avec un capteur de petite taille, de faible coût (par rapport à celui des matériaux), ayant des besoins énergétiques faibles et possédant des moyens de communication. La localisation des matériaux revient alors à localiser les nœuds de communication. Une telle solution déployée sur un site de construction donne immédiatement naissance à un réseau de capteurs. Il se pose alors le problème du choix du type de capteur. Les développements récents des étiquettes RFID (Radio Frequency IDentification) permettent à ces dernières de jouer ce rôle. Le coût d'une étiquette RFID varie approximativement entre un et cinquante euros en fonction de ses possibilités de communication (actif ou passif), de l'intégration ou non de moyens de calculs et de leur résistance. Ces étiquettes sont utilisées aujourd'hui pour suivre des biens ménagers ou encore des bagages dans les aéroports. Si on utilise des étiquettes RFID comme capteurs dans le contexte du génie civil, la localisation des nœuds de communication revient à localiser les étiquettes. Dans des environnements dynamiques où la localisation doit être effectuée dans un repère fixe, comme c'est le cas sur les sites de construction, la pratique montre que le seul moyen de localiser les étiquettes consiste à déployer des lecteurs sur des « sondes » mobiles plutôt que sur des portails fixes. Les principales raisons proviennent du fait que les distances de communication sont anisotropes, dépendent du temps et de l'environnement. On montre alors que le déploiement d'étiquettes RFID, conjointement à la mise en œuvre de procédures de localisation, permet d'augmenter de façon importante la productivité et la qualité de construction grâce à une amélioration de la coordination et de l'allocation des ressources humaines ([21], [13], [11], [10], [22], [15]).

Le problème consiste donc à localiser les nœuds de communication, c'est-à-dire les étiquettes RFID, sachant que l'on dispose de lecteurs mobiles. Plusieurs travaux utilisent la force du signal de réception couplée à des méthodes de triangulation et/ou des algorithmes de relaxation ([2]) pour réaliser la localisation ([3], [6], [9]). Ces méthodes sont néanmoins mal adaptées car le coût des étiquettes nécessaires à la mise en œuvre est prohibitif et parce qu'il n'est pas possible d'obtenir sur un site de construction les résolutions temporelles et spatiales requises.

D'autres méthodes de localisation introduisent un récepteur GPS dans la chaîne de détection. Le lecteur RFID sert donc uniquement à détecter la présence d'une étiquette dans une région englobant le lecteur, la localisation de cette région étant alors effectuée par le biais de la localisation GPS ([13]) réalisée sur un maillage du site. La présence d'une étiquette est donc déterminée par l'appartenance de cette dernière et du lecteur à une même maille ou ensemble de mailles. Cette appartenance à une même zone géographique peut donc être considérée comme l'expression d'une mesure de proximité discrète dont l'expression la plus simple est une métrique booléenne prenant la valeur 1 si l'étiquette et le lecteur appartiennent à la même maille géographique et la valeur 0 s'ils sont séparés par une limite de maille. La référence [17] utilise cette notion de mesure de proximité dans un algorithme distribué permettant de déterminer des nœuds de communication aléatoirement répartis. Cet algorithme a été implémenté à grande échelle et a démontré ses performances dans le cas d'une distribution statique des étiquettes. Néanmoins cette méthode ne prend pas en compte l'incertitude de localisation due à l'anisotropie et la non stationarité des distances de communication. De plus, son adaptation au cas dynamique, c'est-à-dire lorsque les étiquettes sont susceptibles de bouger, est loin d'être triviale. Nous montrons dans cet article comment l'utilisation de la théorie des fonctions de croyance permet de définir une méthode de localisation des étiquettes RFID qui répond aux limitations précédentes. Plus précisément, nous montrons comment la théorie des fonctions de croyance ([5]) et plus particulièrement le Modèle de Croyance Transférable (Transferable Belief Model = TBM) introduit par Philippe Smets ([20], [19]), par sa capacité naturelle à représenter l'incertitude et l'imprécision, permet de représenter les imperfections des connaissances liées à ce type de contexte. De plus, l'interprétation du conflit résultant de la fusion de masses de croyance après chaque lecture, permet d'apporter une solution au problème de la localisation dans un contexte dynamique.

# 2. Le Modèle des Croyances Transférables

## A. Principes Généraux

La théorie des fonctions de croyance a été développée par Dempster ([4], [5]) avant d'être formalisée par Shafer ([16]). En 1978, Philippe Smets a introduit sa propre interprétation des fonctions de croyance appelée Modèle de Croyance Transférable ([18], [20], [19]). Ce modèle est plus connu sous le nom de TBM (Transferable Belief Model). L'une des grandes originalités du TBM est d'introduire deux niveaux dans un processus de modélisation-décision fondé sur la notion de croyance en un événement :

1) *Le niveau crédal* (du latin *credo, je crois*) auquel les croyances sont assignées, combinées et mises à jour en fonction des connaissances nouvelles.

2) *Le niveau pignistique* (du latin *pignus, pari*) auquel une décision doit être prise. La décision est alors réalisée à l'aide de probabilités pignistiques.

## B. Le niveau Crédal

1) Les masses élémentaires de croyance

On considère un ensemble  $E$  constitué de  $N$  hypothèses  $h_i$  ( $i \in \{1, \dots, N\}$ ) mutuellement exclusives :

$$E = \{h_1, \dots, h_N\} \quad (1)$$

Parmi l'ensemble de ces hypothèses une et une seule est susceptible d'être la solution au problème. L'ensemble  $E$  s'appelle le cadre de discernement. On introduit alors  $P(E)$  l'ensemble des parties de  $E$  :

$$P(E) = \{A \mid A \subseteq E\} = \{\emptyset, h_1, \dots, h_N, h_1 \cup h_2, \dots, E\} \quad (2)$$

qui constitue l'ensemble de définition des fonctions de croyance. La modélisation la plus élémentaire de l'affectation de la croyance à un élément  $A \in P(E)$  se fait par le biais de la fonction  $m$  appelée *fonction d'affectation de masse élémentaire de croyance* ou de façon plus connue *bba* pour *basic belief assignment* :

$$m : \begin{matrix} P(E) & \rightarrow & [0, 1] \\ A & \rightarrow & m(A) \end{matrix} \quad (3)$$

avec :

$$\sum_{A \subseteq P(E)} m(A) = 1 \quad (4)$$

Un élément focal est un élément  $A \in P(E)$  dont la masse de croyance  $m(A)$  n'est pas nulle.

2) Combinaison des croyances

On suppose qu'il existe  $L$  sources d'information  $S_1, \dots, S_L$ . On suppose également que chaque source permet de définir une bba  $m_j$   $j \in \{1, \dots, L\}$  sur  $P(E)$ . On peut alors définir une nouvelle bba résultant de la combinaison des  $L$  bbas issues de chaque source. Le TBM utilise la règle de combinaison conjonctive suivante ([20]) pour effectuer cette combinaison et obtenir la nouvelle bba  $m$  :

$$\forall A \subseteq P(E), m(A) = \begin{matrix} (m_1 \odot m_2 \odot \dots \odot m_L)(A) & (5) \\ = \sum_{A_1 \cap \dots \cap A_L = A} m_1(A_1) \dots m_L(A_L) & (6) \end{matrix}$$

3) Le conflit

Lors du calcul de la combinaison définie par l'équation (5), la masse affectée à l'ensemble vide  $m(\emptyset)$  n'est généralement pas nulle. On l'interprète comme l'inconsistance ou encore le conflit entre les sources. Lorsqu'on fusionne  $L$  sources, l'inconsistance  $k$  s'exprime par :

$$k = m(\emptyset) = \sum_{A_1 \cap \dots \cap A_L = \emptyset} m_1(A_1) \dots m_L(A_L) \quad (7)$$

L'inconsistance peut avoir des origines et des interprétations diverses. Par exemple, certaines sources peuvent ne pas être fiables ou encore les bbas n'ont pas été modélisées correctement.

4) Gestion du conflit

La mise en oeuvre de la théorie de l'évidence suppose que les hypothèses qui plus ou moins explicitement sont à la base de la théorie sont respectées [1]. Ces hypothèses sont :

- la pertinence des sources d'information,
- l'exhaustivité et l'exclusivité du cadre de discernement.

Si ce n'est pas le cas des anomalies de nature à compromettre son fonctionnement peuvent survenir. Le conflit est une de ces anomalies possibles. Lorsqu'un conflit apparaît, il convient d'identifier l'origine de ce dernier, c'est-à-dire les hypothèses qui ne sont pas vérifiées, et de modifier la méthode mise en oeuvre en conséquence. Il existe plusieurs façons classiques de gérer le conflit.

Lorsque l'origine du conflit provient d'un manque de fiabilité des sources, l'affaiblissement ou *discounting* permet de faciliter la modélisation de la fiabilité des différentes sources. Cette modélisation introduit un coefficient  $\alpha \in [0, 1]$  qui mesure la fiabilité d'une source. On transforme pour cela la bba  $m$  de la source en une bba  $m^\alpha$  définie par :

$$\forall A, A \neq E \quad \begin{matrix} m^\alpha(A) & = & \alpha m(A) \\ m^\alpha(E) & = & 1 - \alpha(1 - m(E)) \end{matrix} \quad (8)$$



Si on effectue une opération d'affaiblissement sur une source avant d'effectuer une combinaison, on diminue le conflit résultant de la combinaison.

Philippe Smets, dans le TBM, travaille dans un monde ouvert, ce qui signifie qu'il autorise l'hypothèse recherchée à ne pas appartenir au cadre de discernement. L'inconsistance  $k$  est alors affectée à l'ensemble vide.

Yager ([23]) interprète l'inconsistance comme de l'incertitude et l'affecte au cadre de discernement total. Une approche complètement différente consiste à utiliser une règle disjonctive plutôt qu'une règle conjonctive. Cette approche résulte en une perte de spécificité au fur et à mesure des combinaisons. Dubois et Prade ([7]) proposent une combinaison mixte, conjonctive et disjonctive, afin de conserver les avantages des deux types de combinaisons. Lefevre *et al.* proposent un formalisme pour décrire une famille d'opérateurs de combinaison et la manière de gérer le conflit pour cette famille ([12]).

### C. Le niveau pignistique

Une fois que les différentes sources ont été modélisées et combinées, il est nécessaire de prendre des décisions fondées sur la maximisation d'un critère. Le TBM propose de replacer le processus de décision dans un cadre probabiliste en introduisant la notion de probabilité pignistique  $BetP$ , obtenue à partir de la croyance par transformation pignistique. La transformation pignistique est définie par :

$$BetP : E \rightarrow [0,1]$$

$$h_i \rightarrow BetP(h_i) = \sum_{A \subseteq E, h_i \in A} \frac{m(A)}{|A|(1 - m(\emptyset))} \quad (9)$$

avec  $|A|$  la longueur de l'intervalle  $A$ . La décision suivant le critère du maximum de probabilité pignistique consiste alors à choisir l'hypothèse  $h_i$  telle que :

$$h_i = \underset{1 \leq k \leq N}{argmax} BetP(h_k) \quad (10)$$

## 3. Mesure de proximité et fonction de croyance

### A. Le processus de localisation des nœuds de communication

Le problème auquel nous sommes confrontés est la localisation d'un nombre inconnu, mais très grand, de nœuds de communication matérialisés par des étiquettes RFID. Chaque nœud est susceptible de se déplacer au cours du temps. La surface sur laquelle sont déployés ces nœuds de communication est connue et fixée. Le dispositif de localisation des étiquettes comprend :

- des lecteurs RFID mobiles pour la détection,

- un récepteur GPS couplé à chaque lecteur RFID pour la localisation dans un repère fixe.

Par la suite, le terme dispositif de localisation fera référence à un couple (GPS, lecteur RFID). Il peut y avoir plusieurs dispositifs de localisation sur la zone à explorer. Tous les dispositifs sont mobiles et explorent continuellement le site géographique d'intérêt de façon à détecter et localiser les étiquettes. Ce principe est illustré sur la figure 1.

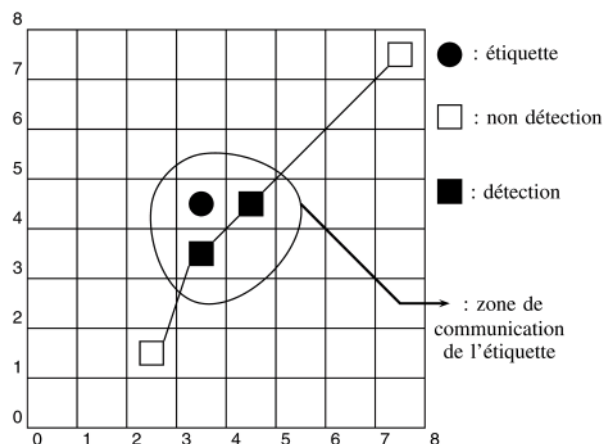


Figure 1. Principe de localisation d'une étiquette RFID par un dispositif de localisation (GPS, lecteur RFID). Le dispositif se déplace jusqu'à entrer dans la zone de communication anisotrope de l'étiquette. Cette zone peut évoluer au cours du temps et en fonction de l'environnement dynamique autour du lecteur.

Le dispositif de localisation possède les particularités suivantes :

- Lorsqu'un lecteur reçoit le signal provenant d'une étiquette, il est seulement possible de déterminer une zone géographique à l'intérieur de laquelle se situe cette étiquette. L'information de localisation est donc entachée d'une imprécision.
- Les distances de communication entre une étiquette et un lecteur sont anisotropes et varient en fonction du temps. De plus, la qualité et l'établissement d'une communication dépendent de l'environnement, certains objets pouvant empêcher toute propagation du signal. L'information de localisation est donc également entachée d'incertitude : la non détection n'implique pas qu'il n'y a pas d'étiquette présente dans la zone de réception du lecteur.

Compte-tenu des imperfections décrites ci-dessus, on cherche à mettre en oeuvre un dispositif qui améliorera la précision de la localisation au fur et à mesure des détections multiples d'une même étiquette. L'information étant entachée à la fois d'imprécision et d'incertitude, la théorie des fonctions de croyance est bien adaptée à la prise en compte de l'ensemble des imperfections.

## B. Définition du cadre de discernement

Afin de faciliter l'exposé de la méthode, la zone géographique sur laquelle sont déployées les étiquettes RFID est supposée carrée de taille  $s \times s$ . Ce site est découpé en une grille de  $n \times n$  cellules élémentaires comme cela est proposé dans la référence [17]. On suppose que  $p$  étiquettes sont réparties sur ce site, comme illustré sur la figure 2. On souhaite connaître à chaque instant dans quelle cellule est placée chaque étiquette.

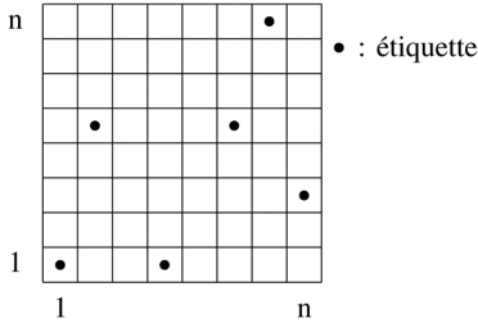


Figure 2. Le site est partitionné en  $n \times n$  cellules élémentaires. On suppose que  $p$  étiquettes sont réparties sur ce site.

Une étiquette pouvant être, *a priori*, dans n'importe quelle cellule de la grille, nous définissons pour chaque étiquette le cadre de discernement suivant :

$$E = \{h_{ij} | i = 1, \dots, n \quad j = 1, \dots, n\} \quad (11)$$

avec  $h_{ij}$  l'hypothèse: l'étiquette est située dans la cellule de ligne  $i$  et de colonne  $j$ . Si la localisation était parfaite et que la zone de communication était fixe, on serait capable, lorsque le lecteur détecte l'étiquette, de définir de façon déterministe une zone géographique dans laquelle l'étiquette se trouve.

Les imperfections décrites dans le paragraphe 3-A ne permettent pas de modéliser notre connaissance de la présence d'une étiquette de façon aussi certaine: il est nécessaire de répartir notre croyance en la présence d'une étiquette sur plusieurs sous-ensembles de cellules centrés sur le dispositif de localisation.

## C. Définition des masses de croyance élémentaires: les bbas

Les distances de communications étant anisotropes et non stationnaires, il est particulièrement difficile de chercher à définir les sous-ensembles précédents en se fondant sur des considérations de propagation. Nous avons pris le parti de définir ces sous-ensembles à partir de formes géométriques simples à l'image de ce qui est proposé dans [17]. Nous considérons donc, à chaque instant, une suite finie et emboîtée de surfaces carrées  $B_k$  centrées sur le lecteur :

$$B_1 \subset B_2 \subset \dots \subset B_M \quad (12)$$

Si le dispositif de localisation détecte une étiquette à la position  $(x, y)$ , l'ensemble  $B_k$  au même instant peut, par exemple, être défini par :

$$B_k = \{h_{ij} | i \in \{x - k, \dots, x + k\} \quad j \in \{y - k, \dots, y + k\}\} \quad (13)$$

La détection de l'étiquette par le dispositif de localisation signifie que l'étiquette est dans le voisinage de celle-ci. On affecte alors une masse de croyance élémentaire à chacun des sous-ensembles  $B_k$  ( $k \in \{1, \dots, M\}$ ) qui constituent donc les éléments focaux de modélisation de notre croyance :

$$\sum_{k=1}^M m(B_k) = 1 \quad (14)$$

Ce principe est illustré sur la figure 3 lorsque  $M = 2$ . Cette façon de modéliser la croyance revient à modéliser de façon très simplifiée la décroissance de la puissance du signal de communication.

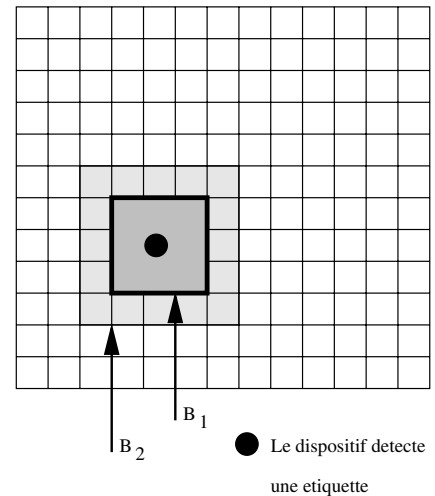


Figure 3. Illustration de la modélisation des croyances élémentaires pour deux sous-ensembles  $B_1 \subset B_2$ .

**Exemple 1.** On suppose que l'on choisit  $M = 2$  et que le dispositif détecte une étiquette à la position  $(x, y)$ , cette dernière position étant estimée grâce au GPS. Le sous-ensemble  $B_1$  est défini par  $B_1 = \{h_{ij} | i \in \{x - 1, \dots, x + 1\} \quad j \in \{y - 1, \dots, y + 1\}\}$  et le sous-ensemble  $B_2$  est défini par  $B_2 = \{h_{ij} | i \in \{x - 2, \dots, x + 2\} \quad j \in \{y - 2, \dots, y + 2\}\}$ . On peut, par exemple, choisir  $m(B_1) = 0.6$  et  $m(B_2) = 0.4$ .

La procédure d'assignation des bbas est effectuée à chaque instant  $t$  et pour chaque étiquette  $e$ . À chaque instant et pour chaque étiquette, on construit une bba  $m_{e,t}$  dont les éléments focaux sont les sous-ensembles  $B_k$ .

### D. Fusion des bbas

Comme nous venons juste de le voir, nous disposons à chaque instant d'une bba pour l'étiquette  $e$ . La masse de croyance à l'instant  $t$  est alors obtenue en fusionnant toutes les bbas obtenues jusqu'à l'instant  $t$ :

$$\begin{aligned}
 m_{e,1:t}(A) &= (m_{e,1} \circledast m_{e,2} \dots \circledast m_{e,t-1} \circledast m_{e,t})(A) & (15) \\
 &= (m_{e,1:t-1} \circledast m_{e,t})(A) & (16) \\
 &= \sum_{A_1 \cap A_2 = A} m_{e,1:t-1}(A_1) m_{e,t}(A_2) & (17)
 \end{aligned}$$

**Exemple 2.** On suppose que l'on fusionne deux bbas obtenues à la suite de deux détections successives. On choisit  $M = 2$  comme dans l'exemple 1. Les valeurs numériques sont également celles de l'exemple 1. La procédure de détection produit donc deux bba :  $m_{e,1}$  et  $m_{e,2}$ . La première bba est définie sur les sous-ensembles  $B_1^1$  et  $B_2^1$  et la seconde sur les sous-ensembles  $B_1^2$  et  $B_2^2$ . Pour les besoins de l'exemple, on choisit  $m_{e,1}(B_1^1) = 0.6$ ,  $m_{e,1}(B_2^1) = 0.4$ ,  $m_{e,2}(B_1^2) = 0.6$  et  $m_{e,2}(B_2^2) = 0.4$ . Ces deux bbas sont représentées graphiquement sur la figure 4. On définit alors les sous-ensembles  $B_{11}^{12} = B_1^1 \cap B_1^2$ ,  $B_{12}^{12} = B_1^1 \cap B_2^2$ ,  $B_{21}^{12} = B_2^1 \cap B_1^2$  et  $B_{22}^{12} = B_2^1 \cap B_2^2$ . La bba  $m_{e,1:2}$  qui résulte de la fusion est donc :

$$\begin{aligned}
 m_{e,1:2}(B_{11}^{12}) &= m_{e,1}(B_1^1) m_{e,2}(B_1^2) & (18) \\
 m_{e,1:2}(B_{12}^{12}) &= m_{e,1}(B_1^1) m_{e,2}(B_2^2) & (19) \\
 m_{e,1:2}(B_{21}^{12}) &= m_{e,1}(B_2^1) m_{e,2}(B_1^2) & (20) \\
 m_{e,1:2}(B_{22}^{12}) &= m_{e,1}(B_2^1) m_{e,2}(B_2^2) & (21)
 \end{aligned}$$

soit après calcul,  $m_{e,1:2}(B_{11}^{12}) = 0.36$ ,  $m_{e,1:2}(B_{12}^{12}) = 0.24$ ,  $m_{e,1:2}(B_{21}^{12}) = 0.24$  et  $m_{e,1:2}(B_{22}^{12}) = 0.16$ . La figure 5 illustre le résultat de la fusion des bbas décrites dans la figure 4.

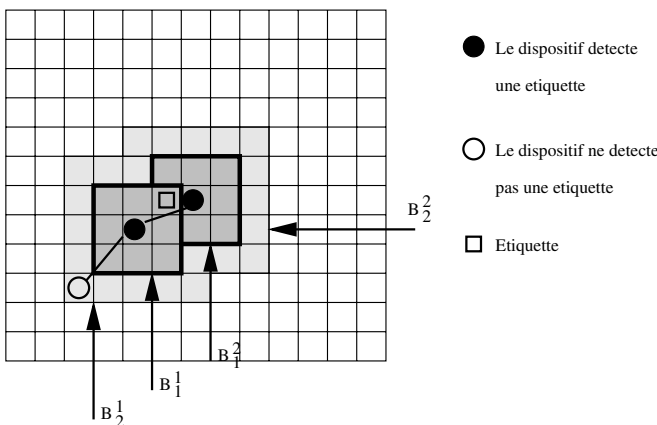


Figure 4. Exemple de fusion de deux bbas obtenues à la suite de deux détections successives lorsque le nombre d'éléments focaux est  $M = 2$ . La procédure de détection produit deux bba :  $m_{e,1}$  et  $m_{e,2}$ . La première bba est définie sur les sous-ensembles  $B_1^1$  et  $B_2^1$  et la seconde sur les sous-ensembles  $B_1^2$  et  $B_2^2$ . On a  $m_{e,1}(B_1^1) = 0.6$ ,  $m_{e,1}(B_2^1) = 0.4$ ,  $m_{e,2}(B_1^2) = 0.6$  et  $m_{e,2}(B_2^2) = 0.4$ .

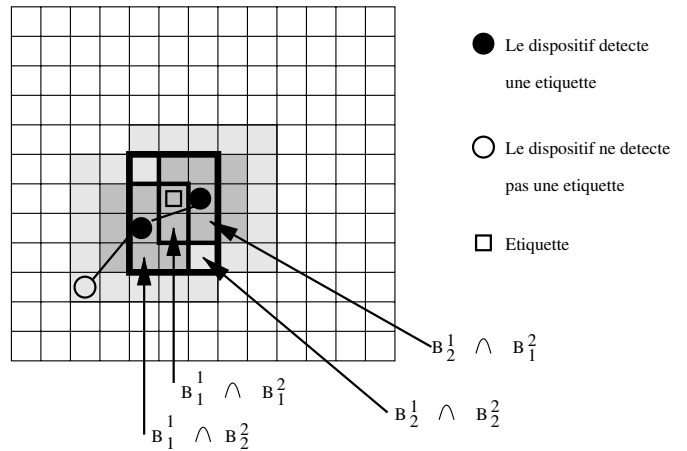


Figure 5. Illustration du résultat de la fusion des bbas définies dans la figure 4.

Les limites des éléments focaux de la bba fusionnée sont représentés par les traits d'épaisseur plus importante que ceux de la grille.

### E. Localisation de l'étiquette : calcul de probabilité pignistique

Un fois que la fonction de croyance fusionnée  $m_{e,1:t}$  est obtenue, il est nécessaire de décider dans quelle cellule se trouve l'étiquette c'est-à-dire de façon plus générale le nœud de communication. On calcule pour cela la probabilité pignistique de chaque hypothèse  $h_{ij}$  en effectuant à chaque instant  $t$  une transformation pignistique de la bba  $m_{e,1:t}$ . La figure 6 illustre ce principe sur la bba fusionnée définie à la figure 5. Nous donnons ci-dessous, à titre d'exemple, le calcul de la probabilité pignistique de chaque hypothèse  $h_{ij}$  appartenant au sous-ensemble  $B_{11}^{12}$  :

$$\begin{aligned}
 \forall h_{ij} \in B_{11}^{12} \\
 \text{Bet } P(h_{ij}) &= \frac{0.36}{2} + \frac{0.24}{6} + \frac{0.24}{6} + \frac{0.16}{12} & (22) \\
 &= 0.27
 \end{aligned}$$

### F. Détection du mouvement d'une étiquette : analyse du conflit

Le conflit est égal à la masse affectée à l'ensemble vide après la fusion. Il est le symptôme d'un conflit entre les croyances affectées aux bbas que l'on fusionne. Dans le cadre d'application qui nous intéresse ce conflit peut avoir plusieurs causes :

- Le lecteur ne fonctionne pas
- L'étiquette possède une zone de communication plus grande ou plus faible que celle initialement estimée. Les éléments focaux ne sont donc pas représentatifs du terrain. Les bbas utilisées ne sont pas adaptées.
- L'étiquette s'est déplacée ; la nouvelle mesure de proximité est donc en conflit avec la bba qui résulte de la fusion à l'instant  $t$ . Nous ferons l'hypothèse, dans ce qui suit, que le lecteur fonc-

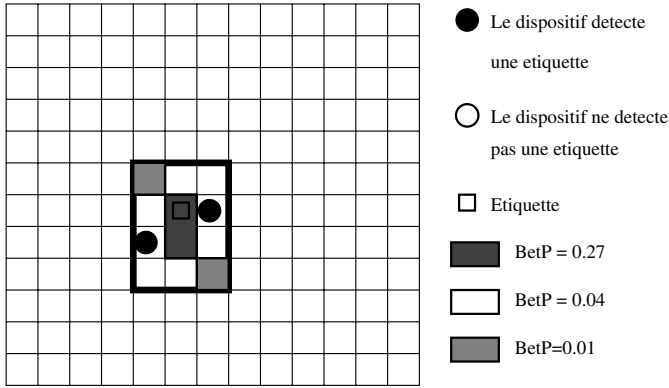


Figure 6. Illustration du calcul des probabilités pignistiques pour la mesure de proximité définie à la figure.

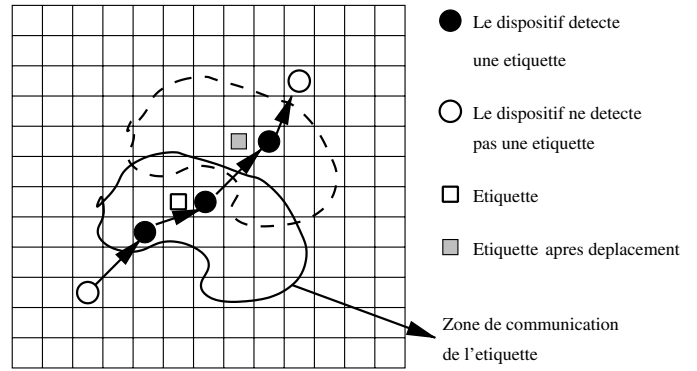


Figure 7. Illustration du déplacement de l'étiquette à la suite de la procédure de fusion dont les résultats sont donnés par la figure 5. Le lecteur se déplace et reste dans la zone de communication de l'étiquette; une troisième détection a donc lieu.

tionne correctement et que les zones de communication des étiquettes sont correctement modélisées. Nous ne nous intéressons donc qu'au cas du déplacement d'une étiquette.

**Exemple 3.** On suppose que les deux premières détections correspondent à celles des exemples précédents décrits dans les figures 4 et 5. On suppose qu'à la suite de la deuxième détection :

- l'étiquette se déplace dans le même sens que le dispositif de détection,
- le lecteur se déplace et reste dans la zone de communication de l'étiquette; une troisième détection a donc lieu.

Cette situation est décrite sur la figure 7. Cette troisième détection permet de définir une troisième bba dont les éléments focaux sont centrés sur la position de détection :

$$m_{e,3}(B_1^3) = 0.6 \quad \text{et} \quad m_{e,3}(B_2^3) = 0.4 \quad (23)$$

Cette dernière bba est fusionnée avec  $m_{e,1,2}$  de façon à calculer  $m_{e,1,3}$ . La figure 8 illustre les localisations relatives des bbas  $m_{e,1,2}$  et  $m_{e,3}$ . Si on s'intéresse plus spécifiquement au conflit, on a :

$$m_{e,1,3}(\emptyset) = (m_{e,1,2}(B_{12}^{12}) + m_{e,1,2}(B_{11}^{12}))(m_{e,3}(B_1^3) + m_{e,3}(B_2^3)) + (m_{e,1,2}(B_{21}^{12}) + m_{e,1,2}(B_{22}^{12}))m_{e,3}(B_1^3) = 0.84 \quad (24)$$

L'exemple précédent illustre bien le fait qu'un déplacement d'une étiquette génère du conflit. Du point de vue applicatif, il faut déterminer la stratégie à mettre en œuvre lorsque le conflit devient trop important. Ce dernier provient du fait que les anciennes bbas ne correspondent plus à la réalité du placement de l'étiquette. Il faut donc mettre en œuvre des méthodes de gestion du conflit qui vont favoriser la dernière détection ou qui correspondent à une modélisation de ce déplacement. Parmi les méthodes générales exposées au paragraphe 2-B.4, l'affaiblissement va dans ce sens. En effet, effectuer une opération d'affaiblissement sur la bba obtenue lors de la dernière opération de fusion revient à favoriser la dernière détection et à donner de moins en moins d'importance aux détections les plus anciennes.

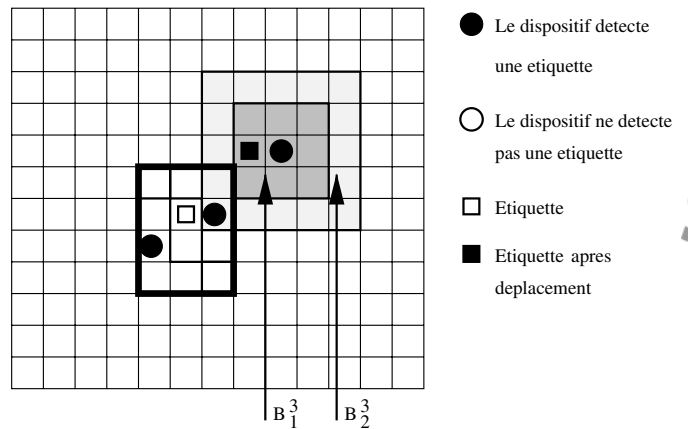


Figure 8. Localisation relative des bbas  $m_{e,1,2}$  et  $m_{e,3}$  à la suite du déplacement décrit figure 7. La fusion de cette troisième bba avec la mesure de proximité précédente  $m_{e,1,2}$  résulte en un conflit non nul.

Cette méthode augmente également l'incertitude en augmentant la masse de l'ensemble  $E$ . Cependant, dans la plupart des cas, l'étiquette s'est déplacée mais reste dans un voisinage de sa position précédente, il ne semble donc pas judicieux de reporter le conflit sur la zone géographique complète. Les autres méthodes (voir paragraphe 2-B.4) consistent à redistribuer la masse affectée à l'inconsistance. Ces méthodes ne permettent cependant pas de prendre en compte le fait qu'une des sources d'information est beaucoup plus fiable que les autres comme c'est le cas ici. Dans ces conditions, nous proposons deux méthodes alternatives spécifiques pour gérer le conflit :

- Méthode 1 : si le conflit devient, à l'instant  $t$ , plus grand qu'un seuil prédéfini, on rejete la bba  $m_{e,1:t}$ ; la nouvelle mesure de proximité devient simplement  $m_{e,t}$ . Cette façon de faire est une prise en compte directe de l'hypothèse de déplacement : on ne tient plus compte du passé.

- Méthode 2 : on diminue le conflit en augmentant la surface des éléments focaux de  $m_{e,1:t-1}$  jusqu'à ce que le conflit soit nul. Cette façon de faire modélise le déplacement, puisque l'augmentation de la surface des éléments focaux correspond à l'augmentation de la surface physique sur laquelle est susceptible de se trouver l'étiquette.

## 4. Aspects algorithmiques

### A. Prise en compte de la complexité calculatoire

Pour les applications qui nous intéressent, c'est-à-dire la localisation de matériaux sur un site de construction, la valeur de  $n$  varie entre 100 et 1000, soit un nombre de cellule variant de  $10^4$  à  $10^6$ . Il est raisonnable d'estimer qu'en moyenne une dizaine de dispositifs de détection se déplacent constamment sur le chantier et que chaque dispositif de détection effectue une lecture par seconde. L'application de la théorie des fonctions de croyance telle qu'elle a été décrite dans les lignes qui précèdent nécessite de travailler sur un espace de dimension  $2^{10^4}$  à  $2^{10^6}$ . L'utilisation du calcul matriciel classique est donc impossible. Pour pallier cette difficulté, la technique proposée dans [8] a été utilisée. Chaque masse de croyance est caractérisée par un ensemble  $\{B_k, m(B_k)\}$ . Chaque sous-ensemble de cellules  $B_k$  est représenté par un vecteur binaire  $\{b_i | i = 1..n^2\}$  de taille  $n^2$  où chaque bit  $b_i$  est associé à une cellule  $c_i$ . Le sous-ensemble de cellules  $B_k$  est donc représenté par le vecteur  $\{b_i\}$  tel que pour  $i = 1 \dots n^2$

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{si } c_i \in B_k \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (25)$$

Sous cette représentation, l'intersection de deux sous-ensembles est obtenue par un ET logique entre les deux suites binaires représentant chacune un des sous-ensembles. De ce fait, l'opération de fusion correspond à un produit élément à élément entre, respectivement, les matrices (représentant les sous-ensembles focaux) et les vecteurs (représentant les masses assignées à chaque sous-ensemble) de chaque structure.

**Exemple 4.** On considère une grille constituée de 16 cellules ( $n = 4$ ). Afin de simplifier la représentation, on définit un ensemble  $B_{11} = \{h_{23}\}$  et un ensemble  $B_{12} = \{h_{ij} | 2 \leq i \leq 4, 1 \leq j \leq 3\}$ . On suppose que  $m(B_{11}) = 0.6$  et  $m(B_{12}) = 0.4$ . La localisation des ensembles  $B_{11}$  et  $B_{12}$  est représenté par la matrice  $M_1$  suivante :

$$M_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (26)$$

dans laquelle la première ligne représente la localisation de  $B_{11}$  et la deuxième ligne la localisation de  $B_{12}$ . Le vecteur  $V_1$  est alors le vecteur des masses :

$$V_1 = \begin{pmatrix} 0.6 \\ 0.4 \end{pmatrix} \quad (27)$$

où la  $i$ ème composante correspond à la masse de l'ensemble modélisé par la ligne  $i$  de la matrice  $M_1$ . On définit également un ensemble  $B_{21} = \{h_{32}\}$  et un ensemble  $B_{22} = \{h_{ij} | 1 \leq i \leq 3, 2 \leq j \leq 2\}$ . On suppose que  $m(B_{21}) = 0.6$  et  $m(B_{22}) = 0.4$ . La localisation des ensembles  $B_{21}$  et  $B_{22}$  est représenté par la matrice  $M_2$  :

$$M_2 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (28)$$

Le vecteur  $V_2$  est alors le vecteur des masses :

$$V_2 = \begin{pmatrix} 0.6 \\ 0.4 \end{pmatrix} \quad (29)$$

La fusion entre ces deux bbas est alors définie par la matrice  $M_{1:2}$  :

$$M_{1:2} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (30)$$

associé au vecteur  $V_{1:2}$  :

$$V_{1:2} = \begin{pmatrix} 0.36 \\ 0.24 \\ 0.24 \\ 0.16 \end{pmatrix} \quad (31)$$

Lorsque l'on dispose d'une bba supplémentaire à fusionner, définie par un couple  $(M_3, V_3)$ , on réitère le calcul précédent avec le couple  $(M_{1:2}, V_{1:2})$ .

## 5. Simulations

### A. Une étiquette en déplacement et un dispositif de détection

#### 1) Gestion du conflit par seuillage

Afin d'illustrer la gestion du déplacement d'une étiquette, on considère une étiquette RFID mobile placée aléatoirement sur une zone géographique discrétisée en  $16 \times 16$  cellules de surface  $1m \times 1m$ . Un dispositif de localisation se déplace aléatoirement sur cette zone et effectue une tentative de détection par seconde. La gestion du conflit se fait en utilisant la méthode 1 présentée au paragraphe 3-F. Etant donné que l'on affecte une bba à chaque étiquette, les résultats de ce paragraphe peuvent être interprétés comme un zoom sur une étiquette d'une configuration comportant plusieurs centaines d'étiquettes. Ces résultats sont donc également réalistes du point de vue d'une confi-



guration comme on peut en trouver sur le terrain. Ils sont néanmoins plus simples à représenter.

Comme dans les exemples précédents, on choisit  $M = 2$  :

$$B_1 = \{h_{ij} | i = \{x - 2, \dots, x + 2\} \quad j = \{y - 2, \dots, y + 2\}\} \quad (32)$$

et

$$B_2 = \{h_{ij} | i = \{x - 4, \dots, x + 4\} \quad j = \{y - 4, \dots, y + 4\}\} \quad (33)$$

En cas de détection, on choisit d'affecter à l'instant  $t$  les masses de croyance élémentaires  $m(B_1) = 0.6$  et  $m(B_2) = 0.4$ . À chaque lecture on fusionne la nouvelle bba avec le résultat de la fusion des lectures précédentes. On applique ensuite une transformation pignistique de façon à affecter une probabilité de présence à chaque cellule élémentaire. La probabilité pignistique calculée après chacune des quatre premières lectures est représentée sur la figure 9. Durant ces quatre premières lectures, l'étiquette ne se déplace pas. Le conflit reste nul et la variance de la densité de probabilité pignistique diminue, permettant une localisation de plus en plus précise de l'étiquette. À partir de la cinquième lecture, l'étiquette se déplace lentement vers le bas au fur et à mesure des lectures. La figure 10 représente l'évolution du conflit et de la probabilité pignistique pour les quatre lectures suivantes. Comme on peut le voir, le conflit augmente durant les lectures 5 et 6. On choisit dans cette simulation d'effectuer un seuillage sur le conflit comme cela est proposé dans le paragraphe 3-F. On choisit pour cela un seuil égal à 0.6. À la septième lecture ce seuil étant dépassé on ne tient plus compte des fusions passées et seule la bba calculée à l'instant 7 devient valide. Le conflit est donc nul. À la lecture 8, la bba est cohérente avec la précédente et l'incertitude de localisation devient plus faible.

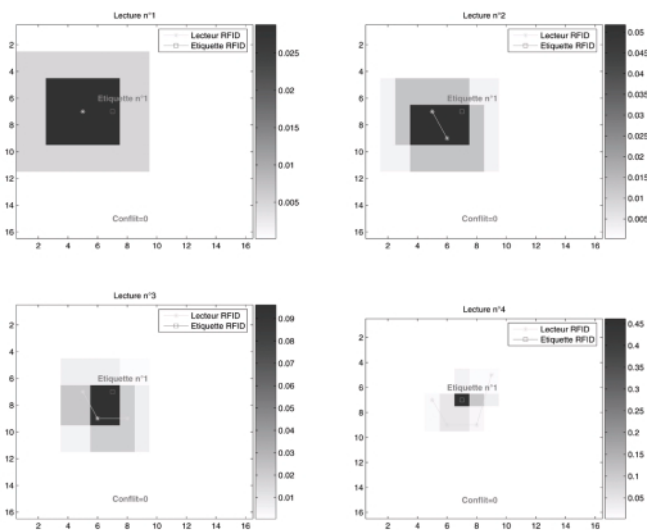


Figure 9. Évolution de la probabilité pignistique de chaque cellule après chacune des quatre lectures successives par un lecteur RFID (instants 1 à 4). L'étiquette est immobile.

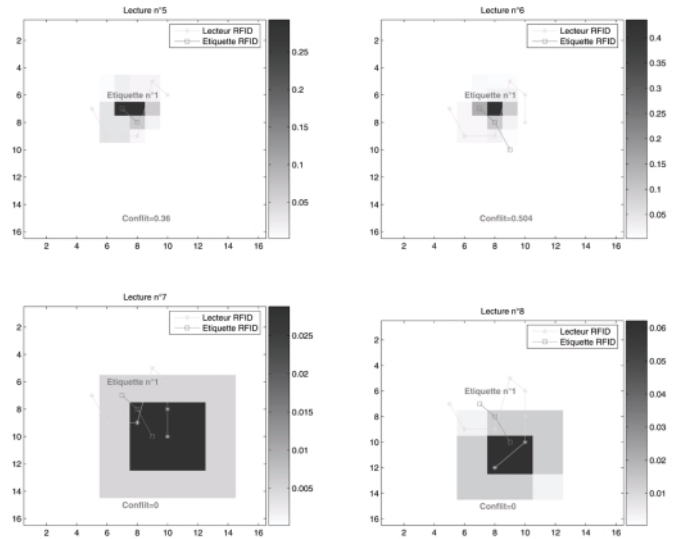


Figure 10. Évolution de la probabilité pignistique de chaque cellule après chacune des quatre lectures successives par un lecteur RFID (instants 5 à 8). L'étiquette se déplace vers le bas. Gestion du conflit par seuillage.

## 2) Gestion du conflit par augmentation des surfaces des bba

La simulation précédente a été reprise en utilisant comme méthode de gestion du conflit l'augmentation de la surface des bba jusqu'à ce que le conflit soit nul. L'augmentation se fait en ajoutant à chaque élément  $B_k$  de la bba  $m_{e,1:t-1}$  la ou les cellules voisines de chacune des cellules frontières de  $B_k$ . Si  $B_k$  est de la forme :

$$B_k = \{h_{ij} | i = \{x_1, \dots, x_2\} \quad j = \{y_1, \dots, y_2\}\} \quad (34)$$

alors  $B_k$  devient  $B'_k$  avec :

$$B'_k = \{h_{ij} | i = \{x_1 - 1, \dots, x_2 + 1\} \quad j = \{y_1 - 1, \dots, y_2 + 1\}\} \quad (35)$$

La figure 11 représente l'évolution de la probabilité pignistique de chaque cellule après chacune des quatre lectures successives par un lecteur RFID aux instants 5 à 8, c'est-à-dire lorsque l'étiquette se déplace. Comme précédemment, cette méthode permet de suivre le déplacement des étiquettes. On remarque néanmoins en comparant les lectures 7 de chacune des figures 10 et 11 que la deuxième méthode permet une gestion plus régulière du conflit.

## B. Aspects calculatoires : une configuration réaliste

Afin de tester la faisabilité d'un point de vue complexité de calcul, nous avons considéré une discrétisation de taille  $100 \times 100$  cellules de surface  $1m \times 1m$ . Cette zone contient 200 étiquettes RFID placées aléatoirement. Dix lecteurs RFID,

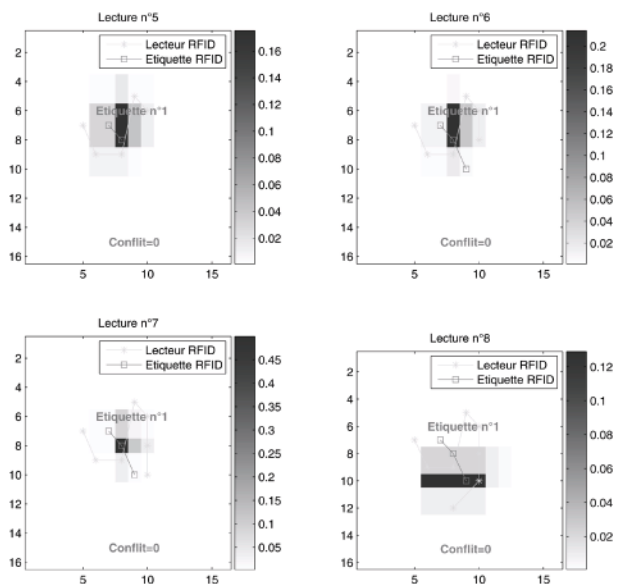


Figure 11. Évolution de la probabilité pignistique de chaque cellule après chacune des quatre lectures successives par un lecteur RFID (instants 5 à 8). L'étiquette se déplace vers le bas. Gestion du conflit par augmentation de la surface des bba.



chacun associé à un GPS pour la localisation, se déplacent aléatoirement sur la zone à explorer. La figure 12 représente la probabilité pignistique après 100 lectures. Le programme de simulation, développé sous Matlab®, s'est avéré parfaitement opérationnel pour suivre les étiquettes. Il faut en moyenne moins d'une seconde par lecture et par lecteur sur un ordinateur de bureau standard.

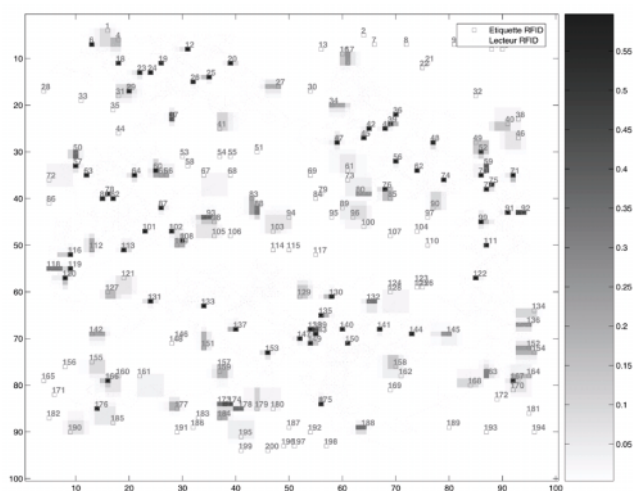


Figure 12. Représentation, après 100 lectures, de la probabilité pignistique pour 200 étiquettes et 10 lecteurs.

## 6. Conclusion

Nous avons montré dans cet article la faisabilité méthodologique de mise en place d'une procédure de localisation de nœuds de communication à partir d'une modélisation de l'imprécis et de l'incertain dans le cadre du Modèle de Croyance Transférable. La détection d'un nœud de communication, matérialisé dans cet article par une étiquette RFID, ne permet pas de déterminer de manière déterministe l'endroit exact où celui-ci est localisé. Afin d'estimer cette position, on discrétise l'espace et on affecte, à un nombre fini de sous-espaces emboîtés centrés sur la position de la détection, des masses de croyance élémentaires définissant une bba. Chaque détection donne lieu à la définition d'une nouvelle bba qui est fusionnée avec la bba résultant de la fusion des bbas précédentes. L'estimation de la position du nœud se fait alors en utilisant le critère du maximum de probabilité pignistique. À l'issue de chaque fusion, le conflit est analysé afin de détecter un mouvement du nœud et actualiser la croyance en conséquence. Le nombre de nœuds de communication, ici des étiquettes RFID, étant généralement très important, ces travaux ont montré comment il est possible de conduire les calculs de façon à ne pas être confronté à une explosion combinatoire et des simulations ont été mises en oeuvre de façon à illustrer les solutions proposées. L'analyse de l'origine physique du conflit nous a amené à proposer deux méthodes spécifiques de gestion de ce dernier. Ces méthodes ont été mises en oeuvre lors des simulations. Afin de pouvoir comparer leur performances respectives en terme de précision de localisation, il est désormais nécessaire de les mettre en oeuvre sur des données réelles. Cette dernière remarque vaut d'ailleurs pour la méthode complète proposée dans cet article.

## Références

- [1] APPRIOU A., Discrimination multisérial par la théorie de l'évidence. In *Decision et reconnaissance des formes en traitement du signal*. Hermes, 2002.
- [2] BOYD S., L. VANDENBERGHE, *Convex Optimization*. Cambridge University Press, 2004.
- [3] BULUSU N., J. HEIDEMANN, D. ESTRIN, GPS-less low-cost outdoor localization for very small devices. *IEEE Transaction on Personnal Communication*, 7(5) :28-34, 2000.
- [4] DEMPSTER A.P., Upper and lower probabilities induced by a multi-valued mapping. *Annals of Mathematical Statistics*, (38), 1967.
- [5] DEMPSTER A.P., A generalization of the Bayesian inference. *Journal of the Royal Statistical Society*, (30), 1968.
- [6] DOHERTY L., L. GHAOUI, Convex position estimation in wireless sensor network. In *Proceedings of IEEE INFOCOM*, pages 1655-1663, 2001.
- [7] DUBOIS D., H. PRADE, Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures. *Comp. Intell.*, pages 244-264, 1988.
- [8] HAENNI R., N. LEHMANN, Implementing belief function computations. *International Journal of Intelligent Systems*, (18) :31-49, 2003.

- [9] HIGHTOWER J., G. BORELLO, Location sensing techniques. Technical Report UW CSE 01-07-01, Department of Computer Science and Engineering, University of Washington, Seattle - WA, 2001.
- [10] E.J. JASELSKIS EL-MISALAMI, Implementing radio frequency identification in the construction process. *J. of Mgmt in Engr.*, 129(6) :680-688, 2003.
- [11] KINI D.U., Materials management: the key to successfull project management. *J. of Mgmt in Engr.*, 15(1) :30-34, 1999.
- [12] LEFEVRE E., O. COLOT, P. VANNOORENBERGHE, Belief function combination and conflict management. *Information Fusion*, pages 149-162.
- [13] PEYRET F., R. TASKY, Asphalt quality parameters traceability using electronics tags and GPS. In *Proceedings of ISARC'02 - Washington DC*, pages 155-160, 2002.
- [14] RUIZ L.B., J.M. NOGUEIRA, A.F. LOUREIRO, Multimedia communication in wireless sensor networks. *Annales des Télécommunications, Réseaux de capteurs*, 60(7-8), juillet août 2005.
- [15] SACKS R., R. NAVON, E. GOLDSCHMIDT, Building project model support for automated labor monitoring. *J. of Computing in Civil Engrg.*, 17(1) :19-27, 2003.
- [16] SHAFER G.A., *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press, 1976.
- [17] SIMIC S.N., S. SASTRY, Distributed localization in wireless ad-hoc network. Technical Report UCB/ERL M02/26, Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of California, Berkeley - CA, 2002.
- [18] SMETS P., *Un modèle mathématico-statistique simulant le processus de diagnostique médical*. PhD thesis, Université Libre de Bruxelles, 1978.
- [19] SMETS P., Data fusion in the transferable belief model. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Information Fusion*, pages 21-33, 2000. Paris, France.
- [20] SMETS P., KENNES R., The transferable belief model. *Artificial Intelligence*, (66) :191-234, 1994.
- [21] TOMMELEIN I., Pull-driven scheduling for pipe-spool installation: Simulation of a lean construction technique. *J. Constr. Engrg. manag.*, 124(4) :279-288, 1998.
- [22] VORSTER M., G. LUCKO, Construction technology needs assessment update. Technical Report Report 173-11, Construction Industry Institute, Austin, Texas, 2002.
- [23] YAGER R., On the dempster-shafer framework and new combinaison rules. *Information Sciences*, pages 93-138, 1987.



Emmanuel Duflos

Emmanuel Duflos est Professeur à l'Ecole Centrale de Lille et membre du Laboratoire d'Automatique, Génie Informatique et Signal (LAGIS UMR CNRS 8146). Il développe ses activités de recherche dans les domaines de l'analyse bayésienne, les méthodes de Monte Carlo, des ondelettes et de la fusion d'information. Il est également membre de l'équipe INRIA SequeL dont les thèmes de recherche sont l'apprentissage séquentiel (plus particulièrement l'apprentissage par renforcement) et la gestion de systèmes multicapteurs. Il a été l'organisateur de plusieurs sessions dans des conférences internationales.



François Caron

François Caron est actuellement en post doctorat à l'Université de British Columbia. Il a reçu le diplôme d'ingénieur ISEN, Lille en 2003 et a obtenu le grade de docteur de l'Ecole Centrale de Lille en 2007. Il a effectué sa thèse au Laboratoire d'Automatique, Génie Informatique et Signal (LAGIS UMR CNRS 8146), France. Ses activités de recherches comprennent la fusion de données multicapteur et la localisation de véhicules terrestres en utilisant des approches bayésiennes et crédibilistes.



Carl Haas

Carl Haas est Professeur au département d'ingénierie civile et environnementale à l'Université de Waterloo (Canada). Il y développe ses activités de recherche et d'enseignement dans les domaines des technologies avancées pour les transports et la construction, des problèmes de développement durable et de main d'œuvre dans le secteur de la construction. Il a reçu plusieurs prix pour ses activités d'enseignement et de recherche. Il est l'auteur de plus de 210 publications dont 69 dans des journaux à vocation internationale. Il est également membre de plusieurs commissions professionnelles. À l'Université du Texas, il a dirigé le CCIS (Center for Construction Industry Studies) et le FSCAL (Field Systems and Construction Automation Research Laboratory). Il dirige actuellement le CPATT (Center for Paving and Transportation Technology) de l'Université de Waterloo.



Philippe Vanheeghe

Philippe Vanheeghe est Professeur à l'Ecole Centrale de Lille et directeur du Laboratoire d'Automatique, Génie Informatique et Signal (LAGIS UMR CNRS 8146). Il développe ses activités de recherche dans les domaines du traitement du signal (analyse bayésienne), de la gestion des systèmes multicapteurs et de l'analyse et la modémisation de systèmes complexes. Il a été membre de plusieurs IPC (International Program Committee) et à organiser plusieurs sessions dans des conférences internationales.

