

Fusion de données provenant d'un laser et d'un radar en utilisant la théorie de Dempster-Shafer

Y. Lemeret, E. Lefevre, D. Jolly

Laboratoire de Génie Informatique et d'Automatique de l'Artois (LGI2A)

Faculté des Sciences Appliquées de Béthune, Technoparc Futura

62400 Béthune

{yann.lemeret, daniel.jolly}@fsa.univ-artois.fr

{eric.lefevre}@iut-geii.univ-artois.fr

Résumé : Dans la plupart des systèmes complexes, il est relativement délicat de mettre en oeuvre des approches de surveillance, de diagnostic sans être passé au préalable par une phase de test. Malheureusement, il est souvent impossible de recueillir des données caractérisant l'ensemble des situations possibles ou envisageables permettant de valider le système mis en place. Il est alors nécessaire d'avoir recours à un simulateur. Dans cet article nous décrivons la mise au point d'un simulateur utilisant un Laser à balayage et un Radar pour la détection d'obstacles. Le simulateur, que nous avons développé, prend en compte un certain nombre de paramètres comme le nombre de véhicules dans la scène, leur vitesse relative, l'emplacement des capteurs, leur portée Ensuite, on simule le déplacement de ces véhicules et des capteurs ce qui nous permet d'obtenir des mesures synthétiques. Ces mesures sont traitées par un algorithme basé sur la théorie de Dempster-Shafer. Les obstacles détectés sont localisés et suivis. Enfin, on calcule une masse de croyance qui donne un degré de confiance concernant la détection et le suivi des objets. Des tests ont montré que cette approche permet d'obtenir des résultats prometteurs.

Mots Clés : Fusion d'informations, Aide à la décision, Détection et suivi d'obstacles.

1 INTRODUCTION

Cet article traite de la détection d'obstacles [Bertozzi, 2000] dans le cadre du véhicule intelligent. L'un des objectifs de la détection d'obstacles est de réduire le nombre d'accidents de la route, ou encore d'augmenter la sécurité active du conducteur et des passagers. Il existe quelques projets européens dans ce domaine comme : Carsense [Gruyer, 2003], Prometheus [Dryselins, 1994], et Argo [Broggi, 2000]. Pour notre part, nous sommes impliqués dans un projet nommé "RaViOLi" (Radar, Vision Orientable et Lidar), projet co-financé par le GRRT (Groupement Régional Nord Pas-de-Calais pour la Recherche dans les Transports). Nous intervenons dans ce projet au niveau de la détection d'obstacles. Cette détection s'effectuera grâce à la fusion de données et l'agrégation de 3 capteurs

différents : un radar longue portée, un système de stéréovision et un lidar. Ces capteurs étant encore en phase de caractérisation voire de conception, il nous est impossible de les utiliser pour le moment, ni même d'en obtenir des mesures. C'est pourquoi, nous avons décidé de concevoir un simulateur qui produit des mesures, des obstacles et des scénarii ceci afin de valider l'approche que nous développons concernant la fusion pour la détection des obstacles ainsi que leur suivi. L'article se décompose de la manière suivante. Dans la section 2, nous présentons les différentes étapes de calcul du simulateur. La section 3 reprend les notions de bases sur la théorie de Dempster-Shafer ainsi que la description de l'algorithme d'association. Enfin, dans la section 4 nous montrons quelques résultats obtenus avec le simulateur.

2 DESCRIPTION DU SIMULATEUR

Actuellement, le simulateur peut créer des données provenant d'un laser à balayage et d'un radar. On obtient alors une distance et un angle pour chaque point détecté à chaque pas de balayage. Ensuite, on effectue la fusion entre l'angle et la distance, entre les différents capteurs et on essaie de suivre les véhicules qui ont été détectés dans la scène. On considère que les véhicules sont sur une autoroute et que celui qui est équipé des capteurs circule sur la voie de droite avec une vitesse inférieure à celle des autres véhicules. Le simulateur se configure de la façon suivante : on commence par choisir le nombre de véhicules que l'on souhaite pour le scénario, on leur affecte une vitesse relative par rapport au véhicule de mesure supérieure à 0 et on décide de leur voie de circulation (droite ou gauche). Ensuite, on définit les paramètres des capteurs : position sur le véhicule, résolution en angle et portée minimale et maximale, ainsi que le temps pour effectuer un balayage complet. A titre d'exemple, voici les paramètres que nous employons pour le laser :

- il est monté à l'avant gauche
- balayage de 0 à 270° par pas de 0.1°
- distance de détection entre 0 et 100m
- balayage complet en 25 ms

Une fois les paramètres entrés, les déplacements des véhicules sont simulés : leur comportement (doubler ou freiner) dépend de leur distance de sécurité par rapport

aux autres. En supposant que les véhicules sont assimilés à de simples points, on calcule la distance et l'angle pour chaque échantillon de temps à partir de la connaissance de leur position. Enfin, on ajoute un bruit blanc gaussien aux mesures avant de commencer la fusion.

L'étape de fusion débute par l'agrégation de l'angle et de la distance en utilisant la théorie de Dempster-Shafer [Shafer, 1976]. Ensuite, on continue avec l'algorithme de M. Rombaut [Rombaut, 1998]. Cet algorithme nous permet d'associer les véhicules perçus avec les véhicules qui étaient connus à l'instant précédent. Cette tâche s'effectue en calculant pour chaque couple (perçu, connu) une masse de croyance de mise en relation par l'intermédiaire de la théorie de Dempster-Shafer. Sachant qu'un seul objet perçu peut être mis en relation avec un seul objet connu, on conserve les couples dont la masse de croyance est la plus importante. Si un objet n'est plus en relation avec aucun autre, il peut s'agir soit d'une disparition de l'objet (masqué par un autre ou hors de portée) ou inversement, d'un nouvel objet. La simulation s'arrête lorsque tous les véhicules sont sortis du champs de mesure. A ce moment, on affiche une fenêtre montrant l'évolution du scénario avec la variation des masses de croyance pour les objets supposés être en relation. Dans la section suivante, nous reprenons les bases de la théorie de l'évidence avant de détailler l'algorithme d'association.

3 THÉORIE DE L'ÉVIDENCE

La théorie de l'évidence fut initialement introduite par Dempster [Dempster, 1967] lors de ses travaux sur les bornes inférieure et supérieure d'une famille de distributions de probabilités. A partir de ce formalisme mathématique, Shafer [Shafer, 1976] a montré l'intérêt des fonctions de croyance pour la modélisation de connaissances incertaines. L'utilité des fonctions de croyance, comme alternative aux probabilités subjectives, a été démontrée plus tard de manière axiomatique par Smets [Smets, 1994a, Smets, 1994b] au travers du *Modèle des Croyances Transférables* fournissant ainsi une interprétation claire et cohérente du concept sous-jacent à la théorie. Dans cette section, nous abordons quelques éléments mathématiques liés aux fonctions de croyance. Il ne s'agit pas ici de présenter l'ensemble des concepts de la théorie de l'évidence mais simplement de décrire ceux utiles à la compréhension de la suite de l'article. Ensuite, nous présenterons une approche permettant d'appliquer la théorie de l'évidence dans le cadre de l'association d'objets.

3.1 Notions de bases

La théorie de l'évidence suppose connu au départ un ensemble Ω appelé cadre de discernement qui se définit de la manière suivante :

$$\Omega = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N\} \quad (1)$$

Cet ensemble est composé de N hypothèses exhaustives et exclusives. A partir de ce cadre de discernement, on

construit un ensemble noté 2^Ω , comprenant les 2^N propositions A de Ω :

$$2^\Omega = \{A/A \subseteq \Omega\} \quad (2)$$

Une fonction de croyance peut alors être définie mathématiquement par une fonction (ou allocation¹) de masse, notée m définie de 2^Ω dans $[0, 1]$, et qui vérifie :

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1 \quad (3)$$

chaque sous-ensemble $A \subseteq \Omega$ tel que $m(A) \neq 0$ est appelé élément focal de Ω . Ainsi, la masse $m(A)$ représente le degré de croyance alloué à la proposition A et qui n'a pas pu dans l'état actuel des connaissances être attribué à un sous-ensemble plus spécifique que A . La fonction de croyance pour laquelle nous avons $m(\emptyset) = 0$ est dite normale. Dans le cadre du modèle des croyances transférables, la condition $\sum_{\emptyset \neq A \subseteq \Omega} m(A) = 1$ n'est pas imposé et l'on peut donc avoir $m(\emptyset) \neq 0$. Ceci permet d'introduire la notion de *monde ouvert* en supposant ainsi que la croyance ne peut être attribuée à un sous-ensemble de Ω . Dans ce cas, l'ensemble \emptyset peut-être interprété comme une proposition qui ne se trouve pas dans le cadre de discernement Ω et qui est susceptible d'être la solution au problème posé au contraire du *monde fermé* où l'ensemble Ω est supposé être exhaustif.

A partir de la masse de croyance, nous pouvons définir d'autres fonctions de croyance comme la plausibilité :

$$pl(B) = \sum_{A \cap B \neq \emptyset} m(A) \quad \forall B \subseteq \Omega \quad (4)$$

Cette fonction peut s'interpréter comme la part de croyance qui pourrait potentiellement être allouée à B compte tenu des éléments qui ne discréditent pas cette proposition. Une autre fonction de croyance qui est souvent rencontrée dans la littérature est la fonction de crédibilité qui s'obtient de la manière suivante :

$$bel(B) = \sum_{A \subseteq B} m(A) \quad \forall B \subseteq \Omega \quad (5)$$

Cette fonction représente l'ensemble de la croyance apportée aux éléments de cette proposition. Les fonctions de plausibilité et de crédibilité sont des mesures duales. Ces mesures peuvent être vu comme des bornes inférieure et supérieure de la fonction m . Par ailleurs, les différentes fonctions pl , bel et m représentent la même information exprimée de manières différentes. De plus, on peut passer de l'une à l'autre de ces fonctions en utilisant la transformée de Möbius [Kennes, 1991, Kennes, 1992].

Lorsque l'information, dont est issue la fonction de croyance, n'est pas totalement fiable, il peut s'avérer utile d'affaiblir cette croyance. Pour cela, on introduit un coefficient α , qui représente une connaissance sur la fiabilité de la source. Ce coefficient va permettre de transférer de la croyance vers l'ensemble Ω lorsque l'information n'est pas totalement fiable. La fonction de croyance affaiblie

¹On retrouve souvent dans la littérature le terme *bba* pour *basic belief assignment*

m_α par un coefficient de fiabilité $(1 - \alpha)$ peut alors se déduire de m à l'aide de l'expression suivante :

$$\begin{cases} m_\alpha(A) = \alpha m(A) \\ m_\alpha(\Omega) = 1 - \alpha + \alpha m(\Omega). \end{cases} \quad (6)$$

Dans le cadre de la théorie de l'évidence, la fusion des informations issues de sources distinctes est réalisée en utilisant la *loi de combinaison de Dempster*, aussi appelée somme orthogonale. Celle-ci, qui s'avère commutative et associative, est définie par :

$$\forall A \in 2^\Omega \quad m(A) = m_1(A) \oplus \dots \oplus m_Q(A) \quad (7)$$

où \oplus représente l'opérateur de combinaison. Dans un cas à deux sources notées S_i et S_j , produisant respectivement des fonctions de croyances notées m_i et m_j , la combinaison peut se mettre sous la forme :

$$m(C) = \frac{1}{1 - K} \sum_{A \cap B = C} m_i(A) \cdot m_j(B) \quad (8)$$

où K est défini par :

$$K = \sum_{A \cap B = \emptyset} m_i(A) \cdot m_j(B). \quad (9)$$

Dans l'équation (8), le coefficient K reflète le conflit existant entre les deux sources S_i et S_j . Lorsque ce facteur est égal à 1, les sources sont en conflit total et les informations ne peuvent être fusionnées. Au contraire, lorsque K est nul, les sources sont en parfait accord. Cette règle de fusion, déduite de la règle de conditionnement [Smets, 1990], a été critiquée dans plusieurs travaux dont [Zadeh, 1979, Yager, 1987, Smets, 1990], en particulier dans le cas de sources en conflit total. Afin de pallier cet inconvénient, Dubois et Prade [Dubois, 1986] ont été amenés à définir des opérateurs de fusion conjonctif et disjonctif. Enfin, une autre forme de combinaison a été proposée afin de regrouper l'ensemble des opérateurs de fusion disponibles dans le cadre de la théorie de l'évidence [Lefevre, 2001, Lefevre, 2002].

En comparaison avec la théorie des probabilités, la théorie de Dempster-Shafer offre certains avantages, dont le plus important est la possibilité d'exprimer le degré d'ignorance. En effet dans le cadre de cette théorie, l'affectation de masses sur un sous ensemble ne signifie pas que le reste va automatiquement au complément.

L'étape suivante consiste à appliquer un algorithme, qui a été développé par M. Rombaut, exploitant les avantages de la théorie de l'évidence afin d'associer des objets. La présentation de cet algorithme fait l'objet de la section suivante.

3.2 Application de la théorie de l'évidence à l'association d'objets

Soient $X_i (i = 1 : n)$ les objets perçus et $Y_j (j = 1 : m)$ ceux connus, on peut définir Ω avec 2 hypothèses :

$$\Omega_{i,j} = \{X_i RY_j, X_i \bar{R}Y_j\} \quad (10)$$

où $X_i RY_j$ représente l'hypothèse que l'objet perçu X_i est en relation avec l'objet connu Y_j , alors que $X_i \bar{R}Y_j$

représente le fait que l'objet perçu X_i n'est pas en relation avec l'objet connu Y_j . Pour la suite de l'explication, nous allons nous baser sur l'instant t de la figure 1. Sur cette figure, le véhicule non numéroté est celui qui est instrumenté. Le véhicule 0 est vu par le laser et le véhicule 2 par le laser et le radar. Le véhicule 1 est dans la zone aveugle des capteurs. Le laser et le radar nous apportent une information d'angle et de distance pour chaque point, les positions des deux véhicules sont donc :

– à t : $X_0 (18.87\text{m}, 2.58\text{rad})$, $X_2 (38.48\text{m}, 2\text{rad})$

– à $t - 1$: $Y_0 (18.76\text{m}, 2.59\text{rad})$, $Y_2 (38.33\text{m}, 2\text{rad})$

Dans cet exemple, le coefficient de fiabilité associé à chaque capteur est une fonction de la distance entre l'obstacle (objet perçu) et le capteur. Cette fonction est une fonction décroissante de la distance de telle manière à avoir une fiabilité plus faible lorsque la distance est plus grande, c'est-à-dire lorsque l'obstacle est plus éloigné. A cet instant t , la fiabilité du laser pour le véhicule 0 est de 0.87, et celle du laser et du radar pour le véhicule 2 est de 0.795. On peut calculer une masse de croyance pour chaque hypothèse :

$$\begin{aligned} m_{i,j}^{angle}(X_i RY_j) &= \alpha_0 \cdot \exp^{-a_{i,j}} \\ m_{i,j}^{angle}(X_i \bar{R}Y_j) &= \alpha_0 \cdot (1 - \exp^{-a_{i,j}}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} m_{i,j}^{distance}(X_i RY_j) &= \alpha_0 \cdot \exp^{-d_{i,j}} \\ m_{i,j}^{distance}(X_i \bar{R}Y_j) &= \alpha_0 \cdot (1 - \exp^{-d_{i,j}}) \end{aligned}$$

$$m_{i,j}^{angle}(\Omega_{i,j}) = m_{i,j}^{distance}(\Omega_{i,j}) = 1 - \alpha_0$$

où α_0 est la confiance que l'on accorde au capteur, $a_{i,j}$ est l'écart entre les angles des X_i et des Y_j et $d_{i,j}$ est la distance Euclidienne entre les X_i et les Y_j . En reprenant les valeurs de l'exemple, on a pour le laser :

$$\begin{aligned} m_{0,0}^{distance}(X_0 RY_0) &= 0.78 \\ m_{0,0}^{distance}(X_0 \bar{R}Y_0) &= 0.09 \\ m_{0,2}^{distance}(X_0 RY_2) &= 3.1 \cdot 10^{-9} \\ m_{0,2}^{distance}(X_0 \bar{R}Y_2) &= 0.87 \\ m_{2,0}^{distance}(X_2 RY_0) &= 2.4 \cdot 10^{-9} \\ m_{2,0}^{distance}(X_2 \bar{R}Y_0) &= 0.87 \\ m_{2,2}^{distance}(X_2 RY_2) &= 0.75 \\ m_{2,2}^{distance}(X_2 \bar{R}Y_2) &= 0.12 \\ m_{i,j}^{distance}(\Omega_{i,j}) &= 0.13 \text{ pour } \{i, j\} = \{0, 2\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} m_{0,0}^{angle}(X_0 RY_0) &= 0.86 \\ m_{0,0}^{angle}(X_0 \bar{R}Y_0) &= 0.01 \\ m_{0,2}^{angle}(X_0 RY_2) &= 0.49 \\ m_{0,2}^{angle}(X_0 \bar{R}Y_2) &= 0.38 \\ m_{2,0}^{angle}(X_2 RY_0) &= 0.48 \\ m_{2,0}^{angle}(X_2 \bar{R}Y_0) &= 0.39 \\ m_{2,2}^{angle}(X_2 RY_2) &= 0.87 \\ m_{2,2}^{angle}(X_2 \bar{R}Y_2) &= 0 \\ m_{i,j}^{angle}(\Omega_{i,j}) &= 0.13 \text{ pour } \{i, j\} = \{0, 2\} \end{aligned}$$

et pour le radar seule la croyance $m_{2,2}$ est à calculer :

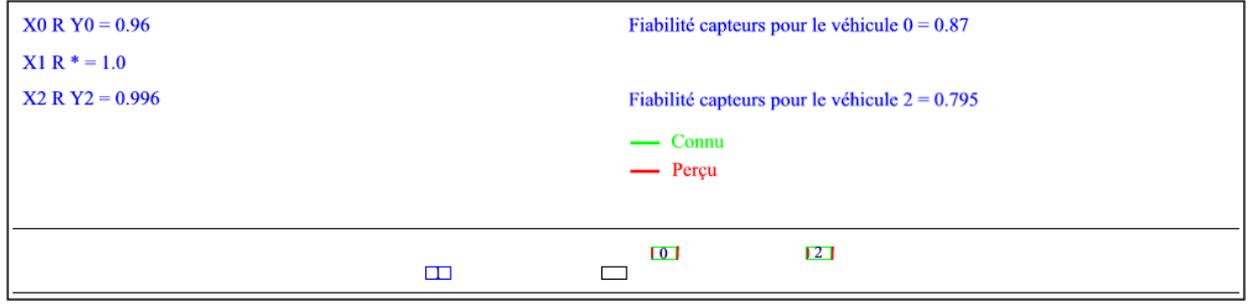


FIG. 1 – Visualisation du scenario

$$\begin{aligned}
m_{2,2}^{distance}(X_2 R Y_2) &= 0.68 \\
m_{2,2}^{distance}(X_2 \bar{R} Y_2) &= 0.115 \\
m_{2,2}^{distance}(\Omega_{2,2}) &= 0.205 \\
m_{2,2}^{angle}(X_2 R Y_2) &= 0.795 \\
m_{2,2}^{angle}(X_2 \bar{R} Y_2) &= 0 \\
m_{2,2}^{angle}(\Omega_{2,2}) &= 0.205
\end{aligned}$$

Les autres jeux de masse sont nuls à l'exception de $m_{i,j}(\Omega_{i,j})$ qui vaut 1 pour $\{i,j\} \neq 2$. Ensuite, on fusionne les jeux de masses angle et distance par capteur. De ce fait, on a un jeu de masse par capteur caractérisant les objets qu'il a détecté.

Par souci de lisibilité, les masses seront saisies sous forme de 3 matrices : $m_{i,j}(X_i R Y_j)$, $m_{i,j}(X_i \bar{R} Y_j)$ et $m_{i,j}(\Omega_{i,j})$. De cette façon, on obtient pour le laser les jeux de masses suivants :

	R			\bar{R}		
	X ₀	X ₁	X ₂	X ₀	X ₁	X ₂
Y ₀	0.963	0	0.11	0.016	0	0.85
Y ₁	0	0	0	0	0	0
Y ₂	0.15	0	0.95	0.78	0	0

	$\Omega_{i,j}$		
	X ₀	X ₁	X ₂
Y ₀	0.021	1	0.033
Y ₁	1	1	1
Y ₂	0.077	1	0.051

et de même, pour le radar, nous avons :

	R			\bar{R}		
	X ₀	X ₁	X ₂	X ₀	X ₁	X ₂
Y ₀	0	0	0	0	0	0
Y ₁	0	0	0	0	0	0
Y ₂	0	0	0.927	0	0	0.026

	$\Omega_{i,j}$		
	X ₀	X ₁	X ₂
Y ₀	1	1	1
Y ₁	1	1	1
Y ₂	1	1	0.046

La fusion des jeux de masses de chaque capteur s'effectue en calculant les $m_{i,\cdot}$ et les $m_{\cdot,j}$, qui correspondent à

la fusion des masses affectées à la relation entre un objet i donné et les j objets connus et inversement :

$$m_{i,\cdot}(X_i R Y_j) = K_{i,\cdot} \cdot m_{i,j}(X_i R Y_j) \cdot \prod_{k=1:m, k \neq j} (1 - m_{i,k}(X_i R Y_k))$$

$$m_{i,\cdot}(X_i R^*) = K_{i,\cdot} \cdot \prod_{j=1:m} (m_{i,j}(X_i \bar{R} Y_j))$$

$$m_{i,\cdot}(\Omega_{i,j}) = K_{i,\cdot} \cdot [\prod_{j=1:m} (m_{i,j}(\Omega_{i,j})) + m_{i,j}(X_i \bar{R} Y_j) - \prod_{j=1:m} m_{i,j}(X_i \bar{R} Y_j)]$$

$$K_{i,\cdot} = \frac{1}{(\prod_{j=1:m} (1 - m_{i,j}(X_i R Y_j))) \cdot (1 + \sum_{j=1}^m (\frac{m_{i,j}(X_i R Y_j)}{1 - m_{i,j}(X_i R Y_j)}))}$$

L'hypothèse $X_i R^*$ signifie que l'objet X_i n'est en relation avec aucun des objets connus. Les $m_{\cdot,j}$ sont calculés de manière analogue aux $m_{i,\cdot}$.

Ensuite, on reporte les masses dans 2 matrices : $M_{cr}^{i,\cdot}$ et $M_{cr}^{\cdot,j}$, et on choisit les meilleurs couples en recoupant les valeurs de masses entre les 2 matrices :

	X ₀	X ₁	X ₂
Y ₀	0.958	0	0.00076
Y ₁	0	0	0
Y ₂	0.0047	0	0.99
*	0	0	0
$\Omega_{i,j}$	0.037	0	0.0044

	X ₀	X ₁	X ₂	*	$\Omega_{i,j}$
Y ₀	0.956	0	0.005	0	0.04
Y ₁	0	0	0	0	0
Y ₂	0.006	0	0.99	0	0.004

De la première matrice, en se basant sur le maximum de croyance, on en déduit que $(X_0 R Y_0)$ et $(X_2 R Y_2)$, et de la seconde $(X_0 R Y_0)$ et $(X_2 R Y_2)$, donc X_0 est en relation avec Y_0 et X_2 avec Y_2 .

La section suivante présente les résultats que nous avons obtenus sur un scénario donné avec la méthode que nous venons de décrire.

4 RÉSULTATS

Le scénario que l'on a utilisé comporte 3 véhicules. Le premier a une vitesse relative de 15 km/h et circule sur la voie de droite, le second a une vitesse relative de 10 km/h et circule sur la voie de droite aussi mais apparaît 5 s après le premier véhicule. Le troisième circule sur la voie de gauche et a une vitesse relative de 12 km/h. Nous avons placé un laser sur l'avant gauche du véhicule avec un balayage sur 270° , une résolution de 0.1° et une portée comprise entre 0 et 100m et un temps de réponse de 25ms. On lui a adjoint un radar placé à l'avant centre qui balaye sur 180° par pas de 0.1° sur une distance comprise entre 30 et 70m avec un temps de réponse de 50ms. La figure 1 montre une capture d'écran du scénario pour un instant t. L'avantage du simulateur réside aussi dans le fait que l'on peut tracer l'évolution de la masse au cours du temps pour chaque véhicule en faisant varier des paramètres. Les tracés suivants ont été réalisés pour le véhicule 0. La figure 2 montre l'évolution de la masse en prenant en compte les incomplétudes des capteurs. La figure 3 montre l'évolution de la masse avec une valeur de confiance des capteurs diminuant au fur et à mesure que les obstacles s'en éloignent. La figure 4 montre l'évolution de la masse lorsque l'on a à la fois des pertes de données et une évolution de la fiabilité des capteurs en fonction de la distance.

La masse dans les zones 1 et 5 correspond à (X_0R^*) : le véhicule n'est pas dans la zone couverte par les capteurs, il n'est donc pas vu. Dans les zones 2, 3 et 4 la masse est celle de (X_0RY_0) , le véhicule est dans le champs de mesure et est suivi. Dans la zone 2, on peut remarquer qu'il y a des points situés autour de 1 qui se détachent de la courbe normale, en fait, le véhicule 0 est derrière le véhicule 2 qui a une vitesse inférieure. Celui-ci est donc obligé de freiner régulièrement pour maintenir sa distance de sécurité. En freinant, sa vitesse relative devient quasi nulle, il est presque immobile d'un instant à l'autre et donc il est mieux détecté par le laser. En zone 3, la courbe de masse est beaucoup plus proche de 1 que dans les zones 2 et 4, il s'agit de l'entrée du véhicule dans la zone couverte par le radar, la fusion devient multi-capteurs ce qui renforce la détection. Dans la zone 4, le véhicule est hors de portée du radar et n'est donc de nouveau vu que par le laser.

En ce qui concerne la figure 2, la masse évolue globalement très peu et est légèrement en dessous de 1. En effet, dans ce cas, les capteurs ont une fiabilité constante de 0.9, il y a juste une perte de mesure de temps en temps ce qui se traduit par des points détachés de la courbe : le véhicule n'est plus vu. Dans le cas de la figure 3, le véhicule est détecté de façon permanente mais la fiabilité des capteurs étant variable en fonction de la distance de l'objet, la masse augmente tant que le véhicule se rapproche du capteur, puis elle chute quand il s'en éloigne. Le dernier cas, présenté sur la figure 4, est celui qui ressemble le mieux à la réalité. On combine à la fois des pertes de données et une variation de la fiabilité des capteurs. Comme on peut le constater, c'est le cas le plus défavorable et pourtant la masse de détection ne descend

pas en dessous de 0.585. De plus, ce minimum est directement et uniquement lié à la fiabilité des capteurs. En effet, ce seuil correspond aussi au minimum qui apparaît sur la figure 3.

5 CONCLUSION

Dans cet article, nous avons décrit un simulateur qui permet de tester différents algorithmes de fusion pour la détection et le suivi d'obstacles.

Le simulateur offre l'avantage de pouvoir utiliser autant de capteurs que l'on souhaite, de traiter un nombre de véhicules variable, de créer des scénarii qui n'arrivent que très rarement dans la réalité On peut aussi tester la robustesse des algorithmes de fusion par l'intermédiaire de paramètres tels que l'incomplétude et le bruit de mesure. L'algorithme de fusion que nous avons utilisé repose sur la théorie de l'évidence. Celui-ci permet de détecter et de suivre les objets dans une scène. Il intègre des paramètres variables comme la fiabilité des capteurs.

Les améliorations que nous pourrions apporter au simulateur sont multiples. Il peut s'agir de prédire l'évolution des objets au cours du temps et de considérer le véhicule non plus comme un unique point mais comme un groupe de points.

BIBLIOGRAPHIE

- [Bertozzi, 2000] Bertozzi M., Broggi A., Fascoli A., : "Vision-based intelligent vehicles : state of the art and perspectives". Elsevier Robotics and Autonomus systems, Vol. 2, N°1, p. 1-16 (2000).
- [Broggi, 2000] Broggi A., Bertozzi M., Fascoli A., Bianco C., Piazzini A., : "Visual perception of obstacles and vehicles for platooning". IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems, Vol. 1, N°3, p. 164-176 (2000).
- [Dempster, 1967] Dempster A., : "Upper and Lower probabilities induced by multivalued mapping". Annals of Mathematical Statistics, AMS-38, p. 325-339 (1967).
- [Dryselins, 1994] Dryselins B., Broughton J., Ekman L., Hyden C., Malaterre G., Petica S., Risser R., Slande P.V.L., : "Traffic safety in Prometheus". Prometheus, B. Dryselins et J. Broughton (Eds), (1994).
- [Dubois, 1986] Dubois D., Prade H., : "A set-theoretic view of belief functions : Logical operations and approximations by fuzzy sets". International Journal of General systems, Vol. 12, p. 193-226 (1986).
- [Gruyer, 2003] Gruyer D., royère C., Labayrade R., Aubert D., "Credibilistic multi-sensor fusion for real time application. Application to obstacle detection and tracking". IEEE International conference on Advanced Robotics, ICAR'03 (2003).
- [Kennes, 1992] Kennes R., "Computational aspects of the Möbius transformation of graphs". IEEE Transactions on Systems, Man and cybernetics, Vol. 22, p. 201-223 (1992).
- [Kennes, 1991] Kennes R., Smets P., "Uncertainty in Artificial Intelligence". Chapter : Computational aspect of

the Möbius transformation, Elsevier Science Publishers (Eds), p. 401-416 (1991).

[Lefevre, 2002] Lefevre E., Colot O., Vannoorenberghe P., "Belief function combination and conflict management". *Information Fusion*, Vol. 3, N°2, p. 149-162 (2002).

[Lefevre, 2001] Lefevre E., Colot O., Vannoorenberghe P., De Brucq D., "Informations et combinaison : les liaisons conflictuelles". *Revue Traitement du Signal*, Vol. 18, N° 3, p. 161-177 (2001).

[Rombaut, 1998] Rombaut M., "Decision in multi-obstacle matching process using the theory of belief". *Advances in Vehicle Control and Safety, AVCS'98*, p.63-68 (1998).

[Shafer, 1976] Shafer G., "A mathematical theory of Evidence". Princeton, New Jersey, Princeton University Press (1976).

[Smets, 1990] Smets P., "The combination of evidence in the transferable belief model". *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, N°5, p. 447-458 (1990).

[Smets, 1994a] Smets P., "What the Dempster-shafer's model". In Yager R., Fedrizzi M. and Kacprzyk J. (Eds), *Advanced in the Dempster-shafer Theory of Evidence*, Willey, p. 5-34 (1994).

[Smets, 1994b] Smets P., Kennes R., "The Transferable Belief Model". *Artificial Intelligence*, Vol. 66, N° 2, p. 191-234 (1994).

[Yager, 1987] Yager R., "On the Dempster-Shafer framework and new combination rules". *Information sciences*, Vol. 41, p. 93-138 (1987).

[Zadeh, 1979] Zadeh L., "Fuzzy sets and information granularity". In Ragade R., Gupta M. and Yager R. (Eds), *Advances in fuzzy sets theory and Applications*, North-Holland Publishing, p. 3-18 (1979).

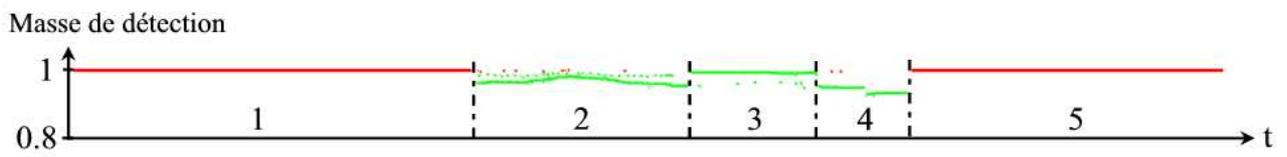


FIG. 2 – Evolution de la masse du véhicule 0 en tenant compte des pertes de données

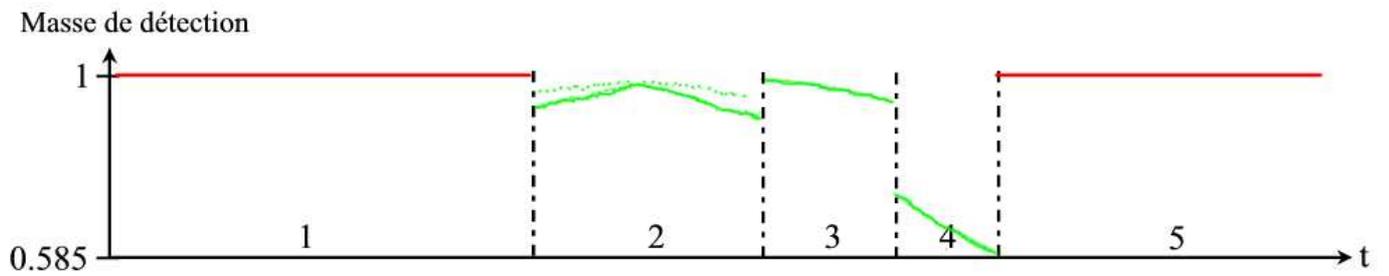


FIG. 3 – Evolution de la masse du véhicule 0 avec une fiabilité capteur variable

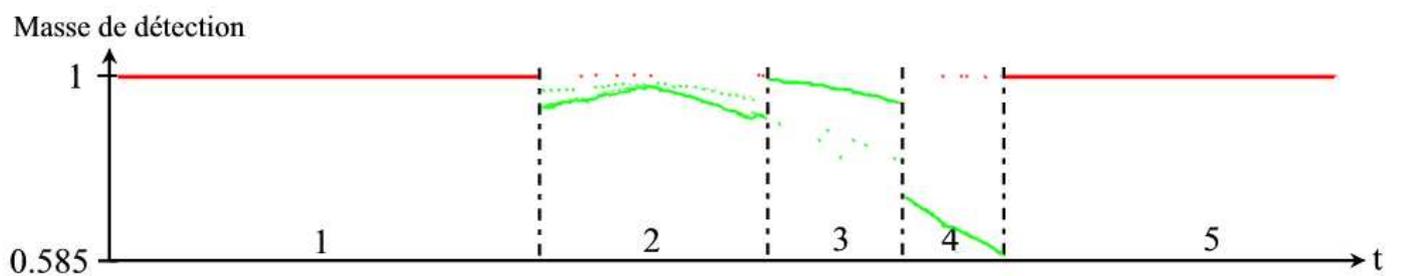


FIG. 4 – Evolution de la masse de croyance pour le suivi du véhicule 0 en combinant à la fois les pertes de données et une fiabilité variable