

# Construction de l'environnement dynamique autour d'un véhicule automobile dans un milieu autoroutier pour le projet CASSICE.

Cyril Royère, Dominique Gruyer , Véronique Cherfaoui

Heudiasyc UMR CNRS 6599 / UTC  
Centre de Recherche de Royallieu  
BP 20529, 60250 COMPIEGNE Cedex

cyril.royere@hds.utc.fr , dominique.gruyer@hds.utc.fr , veronique.cherfaoui@hds.utc.fr

**Résumé** – Dans cet article, nous présentons un algorithme de cartographie de l'environnement dynamique autour d'un véhicule instrumenté (STRADA). Il s'appuie sur deux outils mathématiques pour gérer l'imprécision et l'incertitude qui caractérisent la présence et la position d'un véhicule : le filtrage de Kalman pour l'estimation et la prédiction, et la théorie de la croyance pour l'association et le suivi multi-objet. Nous pouvons ainsi quantifier l'imprécision et la certitude d'un résultat à chaque étape du traitement de l'information. Cette étude entre de le cadre du projet CASSICE et plus généralement dans le développement de système d'aide à la conduite automobile.

**Abstract** – In this paper, we present an algorithm for dynamic environment mapping around the experimental vehicle STRADA. It is based on two methods quantifying inaccuracy and uncertainty on data (here, the presence and position of a vehicle): Kalman filtering for estimation and prediction and belief theory for object matching and tracking. We are able to estimate inaccuracy and uncertainty of data at each stage of processing. This is very important for the future integration in assistance driving system.

## 1. Introduction

Le trafic automobile pose de nombreux problèmes de sécurité et de fluidité. Le programme Prométhée [1] a montré qu'il était inadapté de développer des systèmes d'aide à la conduite sans tenir compte de l'opérateur humain non spécialiste. Le conducteur est l'acteur principal du processus de commande. Pour améliorer la sécurité, il est nécessaire d'étudier ses réactions en situation réelle. Cette étude est complexe du fait des nombreuses situations rencontrées sur la route et de la prise en compte du comportement du conducteur. C'est pourquoi le projet Caractérisation Symbolique de Situations de Conduite (CASSICE) s'attache à étudier le comportement du conducteur. Dans ce projet, il s'agit de réaliser un dispositif expérimental capable de répertorier des situations de conduites réelles afin que le comportement du conducteur puisse être plus facilement analysé par des spécialistes en psychologie en tenant compte des situations dans lesquelles il se trouve. La plate-forme expérimentale STRADA (véhicule expérimental) équipée de capteurs proprioceptifs et extéroceptifs nous permet d'effectuer des mesures en temps réel dans un environnement autoroutier. Ces mesures mémorisées sont ensuite traitées pour obtenir une base de données datées. Cette base de données est réalisée pour faciliter l'analyse de l'expert psychologue qui étudie le comportement humain en situation de conduite. Dans une première étape, nous nous contenterons d'étudier des situations « simples » comme l'analyse d'un dépassement

d'un véhicule qui prend en compte un changement de file et un rabatement.

Nous présentons dans cet article, le module de cartographie de l'environnement dynamique du véhicule, et plus particulièrement le suivi des véhicules se trouvant dans le voisinage du démonstrateur. Ce module prend en compte l'imprécision et l'incertitude sur les données fournies par les différents capteurs ainsi que le manque d'informations dû aux zones aveugles. La gestion de l'incertitude est très importante car elle sera un facteur prédominant en terme de sécurité. Nous utiliserons la théorie de l'évidence et plus particulièrement l'opérateur de combinaison de Dempster-Shafer afin de quantifier l'incertitude dans le processus de cartographie dynamique.

## 2. Présentation du problème

Dans notre application, les objets à percevoir et à suivre sont des véhicules. Notre objectif est de faire une cartographie la plus sûre. Pour ce faire, on dispose de mesures issues de différents capteurs. A partir de ces mesures, nous cherchons la position des véhicules, l'imprécision autour de ces positions, et la certitude sur la présence du véhicule. La cartographie dynamique met en œuvre des techniques d'estimation/prédiction afin d'utiliser la connaissance du « passé » pour estimer l'état présent. Nous utiliserons dans ce cadre les techniques bien connues du filtre de Kalman [2] pour estimer les positions réelles des véhicules perçus [3][4]. Un des problèmes rencontrés dans la mise en œuvre de ce filtre pour ce genre d'application est le

problème de mise en correspondance ; c'est pour ce genre d'application, l'association d'un objet connu (par exemple issu de la prédiction du filtre de Kalman) avec un objet perçu à partir des mesures fournies par le capteur. Cette association va nous permettre dans le temps d'améliorer la précision sur la position réelle du véhicule ainsi que la certitude qu'il se trouve bien là. Nous utiliserons la théorie des croyances pour assurer une mise en correspondance la plus adaptée à la situation et afin de gérer les fausses détections ou les non détections. Dans cet article, l'algorithme est présenté en utilisant des mesures recueillies grâce à un télémètre laser à balayage.

### 3. Modélisation des objets de la scène

La modélisation des véhicules qui constituent l'environnement dynamique de la scène, est fondée sur l'utilisation d'un télémètre laser à balayage. Ce capteur nous retourne une trame qui contient 101 mesures de distance. De ces mesures nous extrayons les objets perçus dans la scène.

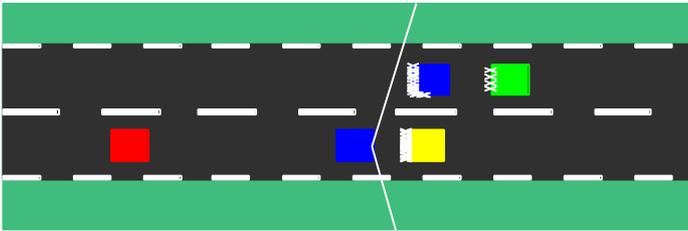


Fig. 1 : Visualisation d'une scène routière

#### 3.1 Détection des véhicules

La trame émise par le télémètre laser à balayage est constituée de valeurs qui représentent la distance entre les impacts sur les objets perçus et le télémètre. Nous avons une mesure de distance tous les degrés. Pour associer les points distances à des objets perçus, nous utilisons un critère d'indice de proximité.

$$d(P_c, P_t) = \left( (x_c - x_t)^r + (y_c - y_t)^r \right)^{\frac{1}{r}} \leq d \quad (1)$$

Avec  $P_c \in C_i$  et  $P_t \in \text{Trame}$

Une fois triée, nous cherchons à modéliser nos véhicules observés par des droites pour trouver le point qui les caractérise.

#### 3.2 Modélisation : position / imprécision

A partir des points obtenus, nous utilisons la méthode des moindres carrés pour calculer les paramètres (a,b) qui caractérisent une droite. Lorsque nous obtenons les points décrivant un véhicule, nous cherchons à caractériser ce véhicule par un point particulier. Ce point nous le situons au milieu arrière du véhicule. Les points triés représentent une droite ou deux droites perpendiculaires. Dans les deux cas, nous utilisons la méthode des moindres carrés, en prenant pour hypothèse que les deux droites que l'on modélise sont

perpendiculaires dans le deuxième cas. Grâce à cette modélisation, on positionne le point qui caractérise nos véhicules cibles. La variance de ce point représente le moment d'ordre 2 de nos mesures.

La figure 2 présente la modélisation des trois véhicules de la figure 1. Les tirs du télémètre laser (croix) sont placés en coordonnées cartésiennes. L'ellipse représente l'imprécision autour du point particulier.

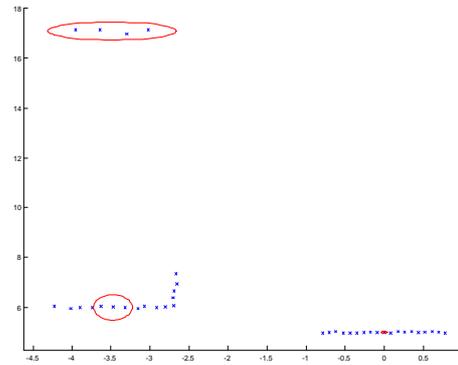


Fig. 2 : Visualisation d'une trame télémétrique et les véhicules perçus correspondants

### 4. Filtrage temporel

Le filtre de Kalman va nous permettre de faire de la fusion temporelle de nos différentes mesures pour améliorer les estimations des véhicules présents dans la scène. Il va nous permettre aussi de faire de la prédiction sur la position des véhicules pour faire du recalage temporel. Dans notre algorithme, nous associons un filtre par véhicule de notre environnement.

Le filtre de Kalman nous permet de trouver une estimation statistique optimale de l'état du système. L'équation (2) représente l'équation d'état, elle permet de prédire l'évolution du véhicule observé. L'équation (3) modélise le vecteur de mesure issu de la modélisation du point particulier. Les vecteurs  $W_k$  et  $V_k$  représentent respectivement le bruit d'état et le bruit de mesure. Ces bruits sont considérés comme blanc (moyenne nulle, variance  $\sigma^2$ ).

$$X_{k+1} = A.X_k + B.U_k + W_k \quad (2)$$

$$Y_k = C.X_k + D.U_k + V_k \quad (3)$$

#### 4.1 Modélisation

Nous allons présenter les équations d'évolution du véhicule de référence et des véhicules observés dans le repère fixe. Pour modéliser ce déplacement, nous allons prendre comme hypothèse : le déplacement d'un véhicule est modélisé par le déplacement d'un point qui le caractérise. Nous pouvons donc appliquer le principe fondamental de la

dynamique du point pour exprimer les équations suivantes (4) et (5).

$$x(t) = x(t - dt) + v_x \cdot dt + \frac{1}{2} \cdot \mathbf{g}_x \cdot dt^2 \quad (4)$$

$$y(t) = y(t - dt) + v_y \cdot dt + \frac{1}{2} \cdot \mathbf{g}_y \cdot dt^2 \quad (5)$$

## 4.2 Vecteurs d'état et de mesure

Nous pouvons donc caractériser le vecteur d'état et le vecteur de commande grâce aux équations de mouvement (4) et (5)

$${}^w X^t_r(t) = [x_r(t) \quad y_r(t) \quad v_{xr}(t) \quad v_{yr}(t)] \quad (6)$$

$$U(t) = [\mathbf{g}_x(t) \quad \mathbf{g}_y(t)] \quad (7)$$

La position et la vitesse du vecteur d'état sont des valeurs qui sont relatives par rapport à la position spatiale et la vitesse de déplacement du véhicule de référence sur lequel est installé le capteur. Les composantes du vecteur de mesure sont les positions relatives qui sont fournies par le télémètre laser.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter la méthode retenue pour mettre en relation une mesure issue de la modélisation et une prédiction sur la position d'un véhicule déjà connu.

## 5. Association

Classiquement pour mettre en correspondance un objet perçu par un capteur et un objet connu par le système, on utilise la notion de distance (ex : distance de Malahanobis) entre ces deux éléments. Nous, nous souhaitons prendre en compte plusieurs hypothèses pour faire la meilleure association possible. Pour combiner ces différentes hypothèses, nous utilisons l'opérateur de combinaison de Dempster-Shafer.

### 5.1 Génération du jeu de masses

L'indice de certitude ( $S_c$ ) est fourni par le module d'affectation à un objet des points d'une trame télémétrique. Il représente la confiance entre [0,1] que l'on a sur la présence d'un véhicule dans son champ de vision. L'indice est fonction de la distance du véhicule par rapport au capteur et du nombre d'impacts que l'on a sur la cible. Du fait de la dispersion des photons d'un tir et de la taille moyenne d'un véhicule, si on détecte un véhicule qui se trouve à une distance faible, on doit avoir un nombre d'impacts importants. Dans le cas contraire, on doit affecter un indice de certitude faible.

L'indice de similarité ( $S_i$ ) représente la distance que l'on a entre un véhicule observé par un capteur et une prédiction sur un véhicule. Il est compris entre [0,1]. La distance doit être pondérée par la variance de la mesure et de la prédiction. On garde le même principe de la distance de

Malahanobis mais que l'on applique sur des surfaces. On obtient donc la formule suivante :

$$S_i = \frac{(S_m \cap S_p)}{\min(S_m, S_p)} \quad (8)$$

$S_m$  et  $S_p$  représentent respectivement la surface occupée par l'ellipse d'imprécision d'une mesure et d'une prédiction sur un véhicule connu.

A partir de la certitude sur l'existence d'un objet et de l'indice de similarité, nous calculons le jeu de masse. Le cadre de discernement est constitué des relations entre un véhicule perçu et un véhicule connu (prédit) auxquelles on ajoute l'hypothèse « je ne sais pas ». Pour chaque véhicule perçu, on définit le jeu de masse suivant :

$$m(Vm_i, Vp_j) = \begin{cases} f_1(S_c \cdot S_i) & S_c \cdot S_i \in [0 \quad a] \\ 0 & S_c \cdot S_i \in [a \quad 1] \end{cases}$$

$$m(\bar{V}m_i, \bar{V}p_j) = \begin{cases} 0 & S_c \cdot S_i \in [0 \quad a] \\ f_2(S_c \cdot S_i) & S_c \cdot S_i \in [a \quad 1] \end{cases} \quad (9)$$

$$m(\mathbf{q}_{i,j}) = \begin{cases} 1 - f_1(S_c \cdot S_i) & S_c \cdot S_i \in [0 \quad a] \\ 1 - f_2(S_c \cdot S_i) & S_c \cdot S_i \in [a \quad 1] \end{cases}$$

On pose comme condition sur  $f_1$  et  $f_2$  que  $f_1(a) = f_2(a) = 0$ .

### 5.2 Association multi-objets avec levée d'ambiguïtés

Comme nous l'avons vu précédemment, nous associons un estimateur / prédicteur par objet suivi dans la scène. Pour faire la gestion des obstacles (objets), il faut passer à un niveau d'abstraction plus élevé qui consiste à manipuler des objets symboliques. Le but de ce module est de mettre en correspondance les objets perçus par le ou les capteurs et les objets connus de la scène.

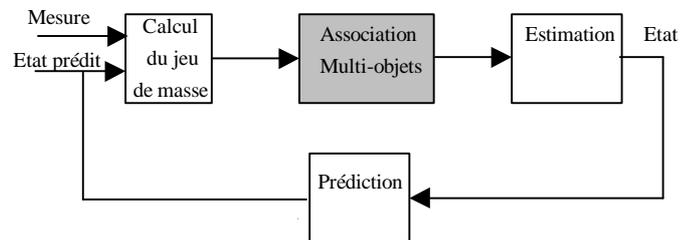


Figure 2 : Algorithme d'association multi-objets avec levée d'ambiguïtés.

Cet algorithme va nous permettre de gérer l'apparition et la disparition des véhicules qui se trouvent dans l'environnement de notre véhicule de référence sans initialisation particulière. Cet algorithme d'association multi-objets avec levée d'ambiguïtés a été réalisé par Dominique Gruyer à partir des travaux de Michèle Rombaut [5][6]. Cet algorithme permet la mise en correspondance de  $n$  objets

perçus avec  $m$  objets connus. Il utilise la théorie des croyances [7][8] et la résolution de problèmes d'affectations afin d'obtenir une décision optimale par maximisation de la croyance sur cette décision. Cet algorithme repose sur une condition qui veut qu'un objet connu ne peut être associé qu'à un objet perçu [9].

Cet algorithme de suivi multi-objets évite les problèmes rencontrés par les autres algorithmes de poursuite multi-cibles tel que le PDAF, peu adapté au croisement de cible, ou encore le JPDAF qui considère un nombre de cibles connues et ne fait pas d'initialisation de nouvelles pistes, et le MHT qui a des problèmes d'explosion combinatoire [10].

La figure suivante illustre le fonctionnement de l'algorithme décrit ci-dessus et représente la gestion de l'évolution de plusieurs objets dans le temps.

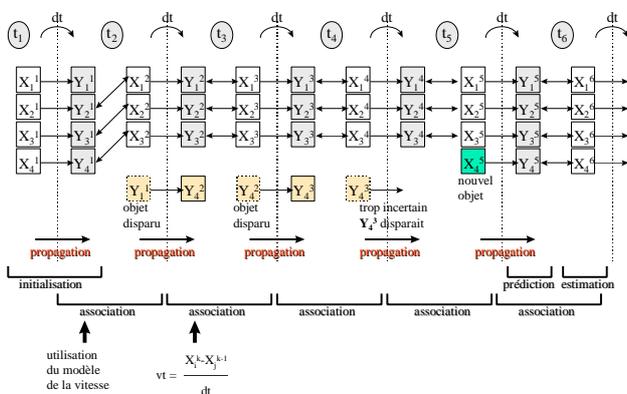


figure 3 : Comportement du suivi multi-cibles

Dans un premier temps à l'instant  $t_1$ , on a 4 objets que l'on associe à 4 mesures. A l'instant  $t_2$ , nous n'avons plus que 3 mesures que l'on associe avec 3 objets. On peut constater que l'on n'élimine pas tout de suite l'objet 1 mais on lui diminue sa certitude au cas où il aurait été masqué par un autre objet. Il sera éliminé à l'instant  $t_4$ . On remarque qu'à l'instant  $t_5$ , on a l'apparition d'un nouvel objet car on a 4 mesures. L'apparition est liée à l'association des objets perçus avec les objets connus : si un objet perçu n'est associé à aucun objet connu alors il y a apparition. Dans le cas contraire, si un objet connu n'est associé à aucun objet perçu alors il y a disparition d'objet. Si l'objet qui doit disparaître dispose de suffisamment de certitude sur son existence alors il est propagé et en  $n$  étapes il sera soit à nouveau associé, soit il disparaîtra car sa confiance diminue à chaque étape.

## 6. Conclusion

Dans cet article, nous vous avons présenté un algorithme de cartographie de l'environnement dynamique autour d'un véhicule expérimental (Strada). Nous utilisons un télémètre laser à balayage pour décrire l'environnement. Les 2 aspects distincts de cet algorithme qui sont l'imprécision sur la position réelle et l'incertitude de la présence d'un véhicule, sont traités séparément à l'aide de la théorie statistique pour l'imprécision et la théorie des croyances pour l'incertitude.

Nous en sommes à la première étape de l'algorithme. Les résultats sont satisfaisants à partir des données simulées et les premiers essais sont en cours à partir de données réelles. Une des principales difficultés reste la validation en l'absence de vérité terrain. Les travaux futurs vont porter sur la prise en compte de l'imprécision sur la datation des mesures (liée à l'informatique embarquée).

## 7. Remerciements

Ce projet est soutenu par la région Picardie (pôle DIVA). Il s'articule autour de cinq laboratoires, le LAM - Equipe Traitement d'Images (IUT de Troyes), le laboratoire LM2S (UTT), le laboratoire Heudiasyc (UTC), le laboratoire LPC (INREST) et le laboratoire L3i (Université de La Rochelle)

## Bibliographie

- [1] Prometheus – Proart, *Rapport de fin de contrat de recherche*, pp. 58-74, Décembre 1994.
- [2] C. K. Chui & G. Chen, *Kalman Filtering with real-time applications*, Springer-Verlag, second edition, 1991.
- [3] B. El-Eter, *Etude et réalisation d'un système temps réel de fusion et gestion de données*, Thèse, pp. 107-143, Décembre 1994.
- [4] C. Royère, V. Cherfaoui, *Une présentation de CASSICE et une étude de l'environnement dynamique du véhicule STRADA*, JJCR'10, pp. 85-89, NOVEMBRE 1998
- [5] D. Gruyer, *Increasing sensor data reliability by using of a fuzzy estimator-predictor*, AVCS'98, pp. 288-294, Juillet 1998.
- [6] M. Rombaut, *Decision in multi-obstacle matching process using theory of belief*, AVCS'98, pp. 63-68, Juillet 1998.
- [7] G. Shafer, *A mathematical theory of evidence*, Princeton University Press, 1976.
- [8] F. Janez, *Fusion de sources d'information définies sur des référentiels non exhaustifs différents*, Thèse de Doctorat, Université d'Angers, ONERA, 1996
- [9] D. Dubois & H. Prade, *Théorie des possibilités, Applications à la représentation des connaissances en informatique*, Masson 1985
- [10] Y. BAR-SHALOM, *Multitarget-Multisensor tracking : Applications and Advances vol.II.*, Artech House, 1992.