

# Algorithme hybride de pistage multicible basé sur les Ensembles Finis Aléatoires. Application à la détection de convoi de véhicules.

Evangeline POLLARD<sup>1</sup>, Michèle ROMBAUT<sup>2</sup>, Benjamin PANNETIER<sup>1</sup>

<sup>1</sup>ONERA

29 avenue de la division leclerc 92322 Châtillon cedex, France

<sup>2</sup>GIPSA-lab

961 rue de la Houille Blanche BP 46 38402 GRENOBLE Cedex, France

evangeline.pollard@onera.fr, benjamin.pannetier@onera.fr

michele.rombaut@gipsa-lab.inpg.fr

**Résumé** – Bien qu'étudié depuis les années 70, le pistage multicible terrestre constitue un problème difficile, particulièrement dans un contexte MTI (Moving Target Indicator) où l'environnement est très complexe (nombre de cibles important, fausses alarmes, probabilité de détection inférieur à 1, pouvoir de résolution du capteur, biais spatial et temporel, manœuvrabilité des cibles, ...). Cependant, une classe de filtres apparue récemment, le PHD (Probability Hypothesis Density), propose des solutions innovantes face à cette problématique. Dans cet article, nous proposons une version hybride d'un filtre PHD avec un filtre MHT (Multiple Hypothesis Tracker), afin de combiner les avantages du MHT sur la précision dans l'estimation de l'état des cibles avec la précision de l'estimation du nombre de cibles dans la scène obtenue avec le PHD. Cette hybridation est le point de départ pour un processus de détection de convoi, réalisé grâce à l'utilisation des réseaux bayésiens dynamiques.

**Abstract** – Multitarget tracking is a challenging task, specially in a Moving Target Indicator (MTI) context, where the environment is very complex (very high number of targets, false alarm, detection probability lower than 1, spawned targets, noise in position and time, target manoeuvrability, ...). However, a new filter class appears, called the Probability Hypothesis Density (PHD) filter. This yields to new solutions for this problematic. In this article, we propose to combine the PHD with the Multiple Hypothesis Tracker (MHT), in order to merging the advantages of these two algorithms : the MHT is very precise for the state estimation, whereas the PHD produces an estimation of the number of targets very close to the reality. This hybridization is a first step in our convoy detection application by using Bayesian networks.

## 1 Introduction

Les filtres PHD (Probability Hypothesis Density), proposés pour la première fois par Mahler en 2003 [1], constituent une nouvelle gamme de filtres adaptés à la problématique de pistage multicible. Ces techniques se distinguent des méthodes classiques (MHT, SD-assignment, JPDAF, particulière) par la modélisation de l'ensemble des cibles comme un ensemble fini aléatoire et par l'utilisation des moments de sa densité de probabilité jointe. La version cardinalisée avec modélisation de la fonction d'intensité par mélange de gaussiennes (GMCPHD : Gaussian Mixture Cardinalized PHD) [2] est particulièrement adaptée à la problématique de pistage multicible en environnement bruité, que l'on retrouve dans les applications de surveillance militaire aéroportée. Dans nos travaux, nous avons

enrichi la version initiale en proposant la mise en correspondance cibles - pistes. Puis, pour pallier l'estimation peu performante de la vitesse des cibles, nous avons proposé un algorithme hybride utilisant conjointement le GMCPHD et une version particulière du MHT qui utilise les coordonnées des routes issues des Systèmes d'Informations Géographiques (SIG) dans le cadre de la trajectographie terrestre à partir des données GMTI (Ground Moving Target Information). Ces données sont fournies par des capteurs aéroportés qui sont capables de détecter les cibles mobiles par mesure de l'effet Doppler sur une large zone d'observation. Ainsi, les sorties de l'algorithme sont utilisées dans le cadre de la détection de convois et fusionnées avec d'autres types de données comme des images SAR (Synthetic Aperture Radar) et des informations vidéos. La chaîne de traitement de détection de convoi proposée est la suivante :

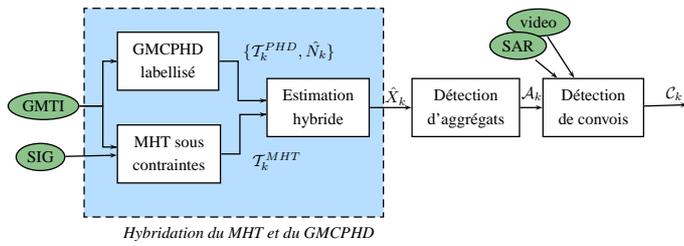


FIG. 1 – Processus de détection de convoi

Dans cet article, nous commençons par revenir sur les bases du filtre GMCPHD, puis dans la deuxième partie, nous décrivons les contributions apportées à ce filtre. La troisième partie est consacrée à la détection de convoi par l'utilisation d'un modèle de réseau bayésien avant de montrer quelques résultats dans la partie 4.

## 2 Retour sur le filtre GMCPHD

Contrairement aux techniques usuelles qui considèrent le cas de chaque cible individuellement, le filtre PHD modélise, à l'instant  $k$ , l'ensemble des  $M(k)$  cibles  $X_k = \{x_{k,1}, \dots, x_{k,M(k)}\}$  et l'ensemble des  $N(k)$  mesures  $Z_k = \{z_{k,1}, \dots, z_{k,N(k)}\}$  comme des ensembles finis aléatoires (RFS : Random Finite Set) tels que :

$$X_k = \left[ \bigcup_{\zeta \in X_{k-1}} S_{k|k-1}(\zeta) \right] \cup \left[ \bigcup_{\zeta \in X_{k-1}} B_{k|k-1}(\zeta) \right] \cup \sigma_k \quad (1)$$

où  $X_{k-1}$  est le RFS à l'instant  $k-1$ ,  $S_{k|k-1}(\zeta)$  est le RFS des cibles survivantes issues des états précédents  $\zeta$  à l'instant  $k-1$ ,  $B_{k|k-1}(\zeta)$  est le RFS des cibles non résolues issues des états précédents et  $\sigma_k$  est le RFS modélisant les cibles naissantes à l'instant  $k$ .

Dans cette application, l'état d'une cible  $x_{k,i}$  est caractérisée par sa position  $(x, y)$  et sa vitesse  $(\dot{x}, \dot{y})$  tel que :

$$x_{k,i} = [x_{k,i} \ \dot{x}_{k,i} \ y_{k,i} \ \dot{y}_{k,i}]^T \quad (2)$$

De la même façon, les mesures issues du capteur sont modélisées par un RFS :

$$Z_k = \left[ \bigcup_{\zeta \in X_k} \Theta_k(\zeta) \right] \cup K_k \quad (3)$$

où  $\Theta_k(\zeta)$  est le RFS des mesures issues des états  $\zeta$  à l'instant  $k$  et  $K_k$  est le RFS des fausses alarmes à l'instant  $k$ .

Le PHD (Probability Hypothesis Density) désigne la fonction d'intensité d'un RFS  $X$  définie sur l'espace géométrique  $\mathcal{X}$ . Cette notion a été introduite par Mahler [1] qui définit le

PHD comme le moment du premier ordre de la densité jointe d'un ensemble de cibles *a posteriori*. Finalement, il décrit une fonction non négative  $v$  qui a la propriété suivante sur n'importe quel espace fini  $S \subseteq \mathcal{X}$  :

$$\hat{N}_k = \mathbb{E}[|X \cap S|] = \int_S v(x) dx \quad (4)$$

où  $\mathbb{E}$  représente l'espérance,  $|X \cap S|$  représente le nombre de cibles sur l'espace  $S$  et  $v(x)$  la fonction d'intensité en un point  $x$  de l'espace.

Par la suite, l'opération de filtrage consiste à prédire puis estimer la fonction d'intensité  $v_k$  de l'ensemble des cibles  $X_k$  à l'instant  $k$ , dont les définitions théoriques sont données en [2].

Une généralisation de l'algorithme, le CPHD (Cardinalized PHD), étudie en plus le comportement de la distribution de cardinalité de l'ensemble des cibles afin de mieux estimer leur nombre  $\hat{N}_k$ . Enfin, dans la version gaussienne, la fonction d'intensité  $v_k(x)$  est modélisée par un mélange de gaussiennes telles que :

$$v_k(x) = \sum_{i=1}^{J_k} w_k^{(i)} \cdot \mathcal{N}(x; m_k^{(i)}, P_k^{(i)}) \quad (5)$$

où  $w_k^{(i)}$ ,  $m_k^{(i)}$  et  $P_k^{(i)}$  sont les paramètres de poids, de moyenne et de covariance des gaussiennes, et  $J_k$  est leur nombre.

## 3 Le filtre hybride GMCPHD / MHT

Une piste est une suite d'états estimés décrivant la dynamique d'une cible. Le but du pistage est donc de fournir un ensemble de pistes correspondant à l'ensemble des cibles. La version classique du GMCPHD fournit à chaque instant un ensemble de gaussiennes comme décrit dans l'équation (5) et une estimation du nombre de cibles  $\hat{N}_k$  mais ne traite pas du problème d'association des cibles aux pistes connues. Il nécessite donc une adaptation dans le cadre du pistage multicible.

**Association gaussienne - piste :** Nous nous sommes inspirés de certaines techniques utilisées pour les autres filtres PHD ([3, 4]) pour choisir parmi les gaussiennes modélisant les cibles celles qui sont associables aux  $N^g$  pistes connues. Un critère d'association est d'associer en priorité aux pistes les gaussiennes ayant un poids fort. Ce critère seul n'étant pas suffisant dans le cadre du pistage de cibles proches, il faut également introduire la distance statistique entre une piste prédite et une gaussienne, matérialisée par le coût d'association [5]. Ainsi, nous définissons la matrice binaire  $A_k$  d'association de taille  $\hat{N}_k \times$

$N_k^G$  telle que  $A_k(m, n) = 1$  si la gaussienne  $n$  est associée à la piste  $m$  et 0 sinon, sachant qu'une piste est au plus associée à une gaussienne. L'évaluation de cette matrice  $A_k$  est basée sur d'une part, la maximisation du poids de l'ensemble des gaussiennes sélectionnées et d'autres parts, si plusieurs matrices d'association ont le même poids global, la minimisation de la fonction de coût.

**Amélioration des performances de pistage :** L'algorithme GMCPHD fournit des pistes pour lesquelles la vitesse est évaluée de façon peu précise, contrairement à ce que peut produire l'algorithme IMM-MHT moins efficace au niveau de la détection. Nous avons hybridé ces deux algorithmes de la façon suivante, comme montré dans la figure 1. Le système reçoit en entrée l'ensemble des mesures  $Z_k$  du capteur MTI. Puis chaque filtre traite indépendamment l'un de l'autre l'ensemble des mesures afin de fournir une estimation de l'état des cibles et/ou de leur nombre. A partir des positions des pistes issues du GMCPHD, les pistes hybrides sont choisies parmi les pistes MHT ayant le score le plus fort et statistiquement proches des pistes PHD. Afin d'améliorer la précision de l'estimation, nous utilisons un algorithme [6] dans lequel les contraintes de l'infrastructure routière (SIG) sont introduites.

## 4 Un modèle de détection de convoi

Un convoi est défini comme un ensemble de véhicules vérifiant des propriétés cinématiques ou de positionnement telles que *les véhicules évoluent approximativement selon la même cinématique* par exemple. De par la multiplicité des critères entrant en interaction (cf. Fig 2), les réseaux bayésiens constituent une méthode adaptée pour en faire une représentation intuitive et laissent la possibilité de pondérer la valeur de chaque critère grâce aux probabilités conditionnelles. Celles-ci sont déterminées par expertise. De plus, les réseaux bayésiens s'adaptent aux problématiques de variables discrètes et d'évolution temporelle de ces variables grâce à des mécanismes d'inférence puissants. Dans nos simulations, nous avons utilisé un algorithme JLO du nom de ses auteurs [7] disponible dans la toolbox matlab de Kevin Murphy [8].

## 5 Résultats

Le filtre hybride a été testé sur des données simulées et des données réelles avec l'utilisation des coordonnées des routes et sans. Les résultats présentés en Figure 3 illustrent les perfor-

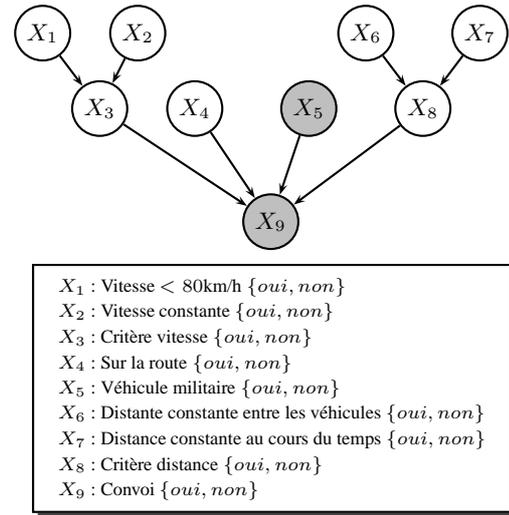


FIG. 2 – Modélisation d'un convoi par les réseaux bayésiens. Les nœuds grisés dépendent de leur état à l'instant précédent

mances obtenues avec des données simulées, moyennées sur 100 runs de Monte-Carlo, des 5 algorithmes évoqués précédemment

(MHT, GMCPHD, MHT sous contraintes Hybride et Hybride sous contraintes) sur un scénario complexe de 9 cibles (C1 à C9) dont 2 convois de 3 cibles, une cible qui double un des convois (C2), une autre qui croise le même convoi (C3) et une cible indépendante des autres (C1). Les mesures sont de la forme  $z_k = [x_k, y_k]^T$  où  $x_k$  et  $y_k$  représentent la position de la détection dans le repère cartésien local.

L'erreur moyenne en position et vitesse, montrée en Figure 3-a et b, est légèrement plus élevée pour le GMCPHD que pour les autres algorithmes, tandis que Hybride (resp. Hybride sous contraintes) fournit des performances similaires pour les cibles n'appartenant pas à un convoi par rapport au MHT (resp. MHT sous contraintes) voire meilleures pour les cibles appartenant à un convoi. L'observation des ratios de longueurs des pistes (ratio entre la longueur estimée des pistes et la longueur réelle) montre tout l'intérêt du PHD puisque les ratios de longueur ont le même ordre de grandeur pour tous les algorithmes pour les cibles indépendantes des autres, tandis qu'ils sont supérieurs avec les algorithmes utilisant le PHD pour les cibles appartenant à un convoi. La figure 3-d montre les résultats obtenus pour la détection du convoi 1. L'allure de la courbe est conforme à ce qui a été obtenu par rapport à l'ensemble des scénarios testés (non montré dans cette publication). La probabilité d'avoir un convoi croît avec le temps sauf lorsqu'il y a un changement de cardinalité dans l'agrégat (lorsque la cible est doublée).

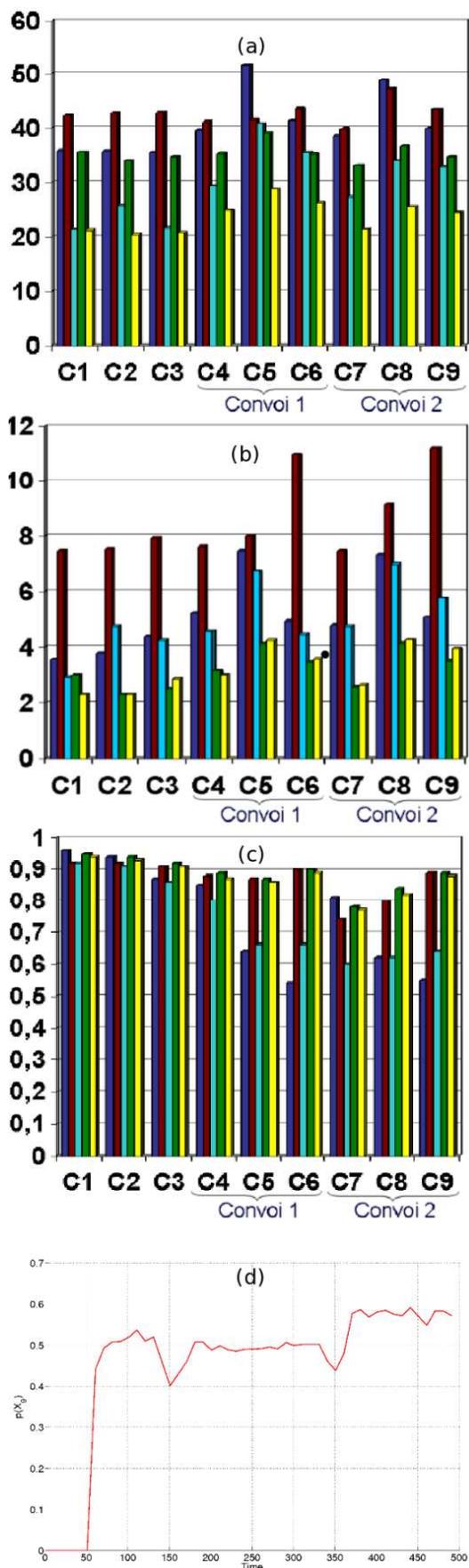


FIG. 3 – Comparaison des mesures de performances MHT GMCPHD MHT sous contraintes Hybride Hybride sous contraintes- (a) Erreur moyenne en position (en m) - (b) Erreur moyenne en vitesse (en m/s) - (c) Ratio de longueur des pistes - (d) Probabilité d'existence du convoi

## 6 Conclusion

L'algorithme proposé dans cet article a montré son efficacité pour détecter et localiser les cibles terrestres, même lorsque celles-ci se déplacent en convoi. Cet algorithme est l'hybridation de deux algorithmes d'approches complémentaires ce qui permet d'accroître les performances : l'estimation du nombre de cibles fournie par le GMCPHD est combinée avec l'estimation des états des cibles issus du MHT sous contraintes. De plus, la dégradation des performances lorsque les cibles sont proches, souvent observées avec les algorithmes de pistage, est minimisée. Enfin, l'utilisation d'un réseau bayésien permet d'identifier un agrégat de cibles comme étant un convoi.

## Références

- [1] R. Mahler, "Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 39, pp. 1152–1178, Oct. 2003.
- [2] B.-T. Vo, B.-N. Vo, and A. Cantoni, "Analytic Implementations of the Cardinalized Probability Hypothesis Density Filter," *Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 55, pp. 3553–3567, July 2007.
- [3] D. Clark and J. Bell, "Multi-target state estimation and track continuity for the particle PHD filter," *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, vol. 43, pp. 1441–1453, October 2007.
- [4] L. Lin, Y. Bar-Shalom, and T. Kirubarajan, "Track and PHD filter for multitarget tracking," *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, vol. 42, pp. 778–795, July 2006.
- [5] S. Blackman, *Multiple Target Tracking with Radar Applications*. Artech House, 1986.
- [6] B. Pannetier, V. Nimier, and M. Rombaut, "Multiple Ground Target Tracking with a GMTI Sensor," *9th International Conference on Information Fusion*, 2006.
- [7] F. V. Jensen, S. L. Lauritzen, and K. G. Olesen, "Bayesian updating in recursive graphical models by local computation," *Computational Statistics Quarterly*, vol. 4, pp. 269–282, 1990.
- [8] K. Murphy, "Bayes net toolbox." <http://www.cs.ubc.ca/murphyk/Software/BNT/usage.html>, 2002.