

# Pistage multi-senseurs de cible occasionnellement occultée en milieu urbain

Jean DEZERT<sup>1</sup>

<sup>1</sup>ONERA, 29 Avenue de la Division Leclerc, 92320 Châtillon, France  
dezert@onera.fr

## Résumé –

Cet article présente le développement théorique d'une version multi-senseurs du filtre de poursuite IPDAF récemment proposé par l'auteur. L'avantage de l'IPDAF par rapport au filtre PDAF classique est la prise en compte à la fois des fausses alarmes, de la détection manquante de la cible et de la perception de celle-ci par le senseur. La perception de la cible est en général fortement dépendante de l'environnement dans lequel elle évolue et de la géométrie du problème à traiter. L'avantage de ce nouvel algorithme est de pouvoir poursuivre des cibles dans des conditions moins restrictives que les algorithmes disponibles jusqu'à présent. Nous donnons un exemple de cet algorithme pour le pistage 2D d'une cible terrestre occasionnellement occultée en milieu urbain.

## Abstract –

An improved version of the Integrated Probabilistic Data Association Filter (IPDAF) based on a new concept of probability of target perceivability has been recently introduced for tracking a target by a single sensor. We present here a multisensor version of this new IPDAF algorithm which could be used for the cases where classical distributed tracking algorithms usually failed (i.e. for low altitude or ground occulted target tracking). Simulation results of our algorithm for tracking a single occasionally occulted ground-target in a cluttered urban environment is presented on a simple 2D scenario.

## 1 Introduction

On considère un réseau de  $s$  senseurs géographiquement répartis appelé DNS (Distributed Sensor Network) dans la littérature anglo-saxonne [2]. Le principe de l'architecture d'un pistage multi-senseurs distribué est le suivant : chaque senseur est relié à nœud du réseau qui assure le pistage local de la cible ; les pistes locales sont ensuite transmises à un processeur central qui doit procéder à la fusion optimale des pistes ; le centre de fusion retransmet ensuite son résultat aux processeurs locaux afin d'asservir les senseurs à la poursuite de la cible. Une telle architecture offre une meilleure robustesse face aux pannes, une plus grande couverture de surveillance, et des performances proches de l'architecture optimale (centralisée). On suppose ici une communication parfaite entre les processeurs du réseau avec une période de communication identique à la période du filtrage. Une étape préalable importante à la fusion est la mise en correspondance des pistes locales relatives à une même cible. Cette étape est supposée avoir été obtenue par un des algorithmes existants [1] et nous nous intéressons uniquement au pistage local et à l'étape de fusion des pistes. Des travaux antérieurs dans ce domaine existent déjà [2], mais les approches adoptées jusqu'à présent étaient essentiellement basées sur les filtres PDAF et JPDAF combinés avec la méthode IMM (Interacting Multiple Models) pour la poursuite de cibles manœuvrantes. Ces algorithmes présentent l'inconvénient majeur de ne pas tenir compte de l'environnement dans lequel évoluent les cibles. En d'autres termes, ils supposent implicitement la totale perception des cibles par les sen-

seurs. Cette hypothèse reste valide pour des cibles aériennes évoluant à haute altitude, mais n'est plus vraie pour des cibles aériennes à basse altitude, ou des cibles terrestres qui peuvent être occultées par l'environnement (collines, bâtiments, etc). Ceci réduit donc sensiblement le champ d'applications des méthodes de poursuite distribuées existantes. L'alternative proposée ici consiste à utiliser au niveau des nœuds locaux, un filtre IPDAF (Integrated PDAF) qui intègre la perception de la cible dans l'estimation de son état. L'observation  $\mathbf{z}^i$  de la cible par un senseur  $i$ , et l'évolution de son état  $\mathbf{x}$ , sont représentées par les équations linéaires classiques

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}^i(k) = \mathbf{H}^i(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}^i(k) \quad (2)$$

où  $\mathbf{v}(k)$  et  $\mathbf{w}^i(k)$  sont des bruits indépendants blancs gaussiens centrés de covariance connues  $\mathbf{Q}(k)$  et  $\mathbf{R}^i(k)$ . Ces bruits sont aussi indépendants de  $\mathbf{x}(0)$ . L'ensemble des  $m_k^i$  mesures validées par la technique classique [1] au temps  $k$  ainsi que l'ensemble de toutes les mesures validées depuis  $k=0$  sont notés

$$\mathbf{Z}^i(k) = \{\mathbf{z}_{j_i}^i(k)\}_{j_i=1}^{m_k^i} \quad \text{et} \quad \mathbf{Z}^{i,k} = \{\mathbf{Z}^i(l)\}_{l=1}^k$$

Le problème consiste à construire  $p(\mathbf{x}(k)|\mathbf{Z}^{1,k}, \dots, \mathbf{Z}^{s,k})$  à partir des densités locales  $p(\mathbf{x}(k)|\mathbf{Z}^{1,k}), \dots, p(\mathbf{x}(k)|\mathbf{Z}^{s,k})$ . Sous les hypothèses de modèle linéaire-gaussien, ceci revient à calculer  $\hat{\mathbf{x}}(k|k) = E[\mathbf{x}(k)|\mathbf{Z}^{1,k}, \dots, \mathbf{Z}^{s,k}]$  et sa covariance  $\mathbf{P}(k|k)$  à partir des estimées locales délivrées par l'IPDAF que l'on va maintenant présenter.

## 2 Filtres IPDAF Locaux

Au niveau du nœud local associé au capteur  $s$ , le pistage est réalisé par la nouvelle version du filtre IPDAF [5, 6] qui intègre la notion de perception de la cible dans son formalisme. L'idée de prise en compte de la probabilité de perception de la cible pour l'amélioration du PDAF est apparue dans les travaux de Colegrove [4], Musicki [10], puis fut réexaminée par Li en [8]. A tout instant  $k$ , la perception de la cible par un capteur  $s$  et son contraire sont représentées par les événements exclusifs et exhaustifs

$$\begin{aligned} O_k^s &\triangleq \{\text{la cible est perceptible par } s\} \\ \bar{O}_k^s &\triangleq \{\text{la cible est imperceptible par } s\} \end{aligned}$$

Quand il y a  $m_k^s$  mesures validées au temps  $k$ , l'intersection de ces événements avec les événements d'association classiques intervenant dans le PDAF [1]

$$\begin{aligned} \theta_i^s(k) &\triangleq \{\mathbf{z}_{j_s}^s(k) \text{ provient de la cible}\} \\ \theta_0^s(k) &\triangleq \{\text{Aucun des } \mathbf{z}_{j_s}^s(k) \text{ ne provient de la cible}\} \end{aligned}$$

définit l'ensemble d'événements d'associations intégrées suivant

$$\begin{aligned} \mathcal{E}_0^s(k) &\triangleq \bar{O}_k^s \cap \theta_0^s(k) \\ \mathcal{E}_0^s(k) &\triangleq O_k^s \cap \theta_0^s(k) \\ \mathcal{E}_{j_s}^s(k) &\triangleq O_k^s \cap \theta_{j_s}^s(k) \quad j_s = 1, \dots, m_k^s \end{aligned}$$

Les équations de mise à jour de l'IPDAF sont [6, 8]

$$\hat{\mathbf{x}}^s(k|k) = \sum_{j_s=0,0}^{m_k^s} \beta_{j_s}^s(k) \hat{\mathbf{x}}_{j_s}^s(k|k) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}^s(k|k) &= \left[ \sum_{j_s=0,0}^{m_k^s} \beta_{j_s}^s(k) \mathbf{P}_{j_s}^s(k|k) \right] \\ &- \hat{\mathbf{x}}^s(k|k) \hat{\mathbf{x}}^s(k|k)' + \sum_{j_s=0,0}^{m_k^s} \beta_{j_s}^s(k) \hat{\mathbf{x}}_{j_s}^s(k|k) \hat{\mathbf{x}}_{j_s}^s(k|k)' \end{aligned} \quad (4)$$

où les estimées conditionnelles et leur covariances valent

$$\hat{\mathbf{x}}_0^s(k|k) = \hat{\mathbf{x}}^s(k|k-1) \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_0^s(k|k) = \hat{\mathbf{x}}^s(k|k-1) \quad (6)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{j_s}^s(k|k) = \hat{\mathbf{x}}^s(k|k-1) + \mathbf{K}^s(k) \tilde{\mathbf{z}}_{j_s}^s(k) \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_0^s(k|k) = \mathbf{P}^s(k|k-1) \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_0^s(k|k) = [\mathbf{I} + q_0^s \mathbf{K}^s(k) \mathbf{H}^s(k)] \mathbf{P}^s(k|k-1) \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_{j_s}^s(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}^s(k) \mathbf{H}^s(k)] \mathbf{P}^s(k|k-1) \quad (10)$$

avec les calculs intermédiaires suivants

$$q_0^s \triangleq \frac{P_d^s(P_g^s - P_{gg}^s)}{1 - P_d^s P_g^s}$$

$$P_g^s \triangleq P\{\chi_{n_z^s}^2 \leq \gamma\}$$

$$P_{gg}^s \triangleq P\{\chi_{n_z^s+2}^2 \leq \gamma\}$$

$$\mathbf{S}^s(k) = \mathbf{H}^s(k) \mathbf{P}^s(k|k-1) \mathbf{H}^s(k) + \mathbf{R}^s(k)$$

$$\mathbf{K}^s(k) = \mathbf{P}^s(k|k-1) \mathbf{H}^s(k)' [\mathbf{S}^s(k)]^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{z}}^s(k|k-1) = \mathbf{H}^s(k) \hat{\mathbf{x}}^s(k|k-1)$$

$$\tilde{\mathbf{z}}_{j_s}^s(k) = \mathbf{z}_{j_s}^s(k) - \hat{\mathbf{z}}^s(k|k-1)$$

$$\tilde{\mathbf{z}}^s(k) = \sum_{j_s=1}^{m_k^s} \beta_{j_s}^s(k) \tilde{\mathbf{z}}_{j_s}^s(k)$$

$P_d^s$  est la probabilité de détection de la cible par le capteur  $s$ ;  $\gamma$  est le seuil de validation des mesures [1]. Les probabilités  $\beta_{j_s}^s \triangleq P\{\mathcal{E}_{j_s}^s(k) | \mathbf{Z}^s(k), m_k^s, \mathbf{Z}^{k-1,s}\}$  d'association intégrées pour ( $j_s = 0, 0, \dots, m_k^s$ ) prenant en compte la perception de la cible s'écrivent

$$\begin{aligned} - \text{quand } m_k^s = 0, \\ \beta_0^s(k) &= 1 - P_{k|k-1,0}^{O^s} \end{aligned} \quad (11)$$

$$\beta_0^s(k) = P_{k|k-1,0}^{O^s} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} - \text{quand } m_k^s > 0, \\ \beta_{j_s}^s(k) &= \frac{1}{c^s} e_{j_s}(k) P_{k|k-1, m_k^s}^{O^s} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\beta_0^s(k) = \frac{1}{c^s} b_0^s(k) P_{k|k-1, m_k^s}^{O^s} \quad (14)$$

$$\beta_0^s(k) = \frac{1}{c^s} b_0^s(k) (1 - P_{k|k-1, m_k^s}^{O^s}) \quad (15)$$

$c^s$  étant une constante de normalisation et où

$$e_{j_s}(k) \triangleq \frac{1}{P_g^s} \mathcal{N}[\tilde{\mathbf{z}}_{j_s}^s(k); 0, \mathbf{S}^s(k)]$$

$$b_0^s(k) \triangleq \frac{m_k^s}{V_k^s} \frac{1 - P_d^s P_g^s}{P_d^s P_g^s} \xi_k^s$$

$$b_0^s(k) \triangleq \frac{m_k^s}{V_k^s} \frac{1}{P_d^s P_g^s} [P_d^s P_g^s + (1 - P_d^s P_g^s) \xi_k^s]$$

$V_k^s$  est le volume de la fenêtre de validation des mesures issues du capteur  $s$  [1].  $\xi_k^s$  et  $\mu_F(\cdot)$  sont définis comme

$$\xi_k^s \triangleq \frac{\mu_F(m_k^s)}{\mu_F(m_k^s - 1)}$$

$\mu_F(\cdot) \triangleq$  masse de proba. du nombre de faux plots dans  $V_k^s$

Avec un modèle de *clutter* poissonien de densité  $\lambda^s$  pour  $\mu_F$ , les probabilités a priori et a posteriori de perception de la cible seront mises à jour par les relations [6, 8]

$$P_{k|k-1, m_k^s}^{O^s} = \frac{(1 - \epsilon_k^s) P_{k|k-1}^{O^s}}{1 - \epsilon_k^s P_{k|k-1}^{O^s}} \quad (16)$$

avec

$$\epsilon_k^s \triangleq \begin{cases} P_d^s P_g^s & m_k^s = 0 \\ P_d^s P_g^s (1 - \frac{m_k^s}{\lambda^s V_k^s}) & m_k^s \neq 0 \end{cases} \quad (17)$$

et

$$P_{k|k-1}^{O^s} = \pi_{11}^s P_{k-1|k-1}^{O^s} + \pi_{21}^s (1 - P_{k-1|k-1}^{O^s}) \quad (18)$$

$$P_{k|k}^{O^s} = \frac{(1 - \phi_k^s) P_{k|k-1}^{O^s}}{1 - \phi_k^s P_{k|k-1}^{O^s}} \quad (19)$$

$$\phi_k^s \triangleq \begin{cases} P_d^s P_g^s & m_k^s = 0 \\ P_d^s P_g^s (1 - \frac{1}{\lambda^s} \sum_{j_s=1}^{m_k^s} e_{j_s}) & m_k^s \neq 0 \end{cases} \quad (20)$$

Ainsi,  $P_{k|k-1}^{O^s}$  et  $P_{k|k}^{O^s}$  sont calculées récursivement dès que les paramètres de réglage  $\pi_{11}^s \triangleq P\{O_k^s | O_{k-1}^s\}$ ,  $\pi_{21}^s \triangleq P\{O_k^s | \bar{O}_{k-1}^s\}$  et  $P_{1|0}^{O^s}$  sont choisis [9]. Les équations de prédiction sont celles du filtre de Kalman, c.à.d.

$$\hat{\mathbf{x}}^s(k+1|k) = \mathbf{F}(k) \hat{\mathbf{x}}^s(k|k)$$

$$\mathbf{P}^s(k+1|k) = \mathbf{F}(k) \mathbf{P}^s(k|k) \mathbf{F}'(k) + \mathbf{Q}(k)$$

### 3 Filtre IPDAF distribué

L'estimateur bayésien optimal du système exploitant l'information complète disponible à chaque instant  $k$  est donné par<sup>1</sup> [7]

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}(k|k) &= E[\mathbf{x}(k)|\mathbf{Z}^{1,k}, \dots, \mathbf{Z}^{s,k}] \\ &= \sum_{j_1=\bar{0},0}^{m_k^1} \dots \sum_{j_s=\bar{0},0}^{m_k^s} \beta_{j_1,j_s}(k) \hat{\mathbf{x}}_{j_1,j_s}(k|k)\end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned}\mathbf{P}(k|k) &= \sum_{j_1=\bar{0},0}^{m_k^1} \sum_{j_s=\bar{0},0}^{m_k^s} \beta_{j_1,j_s}(k) \left[ \mathbf{P}_{j_1,j_s}(k|k) \right. \\ &\quad \left. + [\hat{\mathbf{x}}_{j_1,j_s}(k|k) \hat{\mathbf{x}}_{j_1,j_s}(k|k)' - \hat{\mathbf{x}}(k|k) \hat{\mathbf{x}}(k|k)'] \right]\end{aligned}$$

Ces équations sont valables pour n'importe quelle valeur de  $m_k^1, \dots, m_k^s$ . Quand aucune mesure n'est validée, la somme est calculée uniquement pour les indices  $\bar{0}$  et 0.

En supposant les erreurs de mesures entre les senseurs indépendantes, une parfaite communication des statistiques locales entre les processeurs et un rebouclage du processeur de fusion vers les processeurs locaux à tout instant  $k$  (c.à.d.  $\hat{\mathbf{x}}^i(k|k-1) = \hat{\mathbf{x}}(k|k-1)$  and  $\mathbf{P}^i(k|k-1) = \mathbf{P}(k|k-1)$ ), les estimées conjointes conditionnelles et leur covariance sont données par les équations optimales de la fusion distribuée de Chong [2, 3]

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_{j_1,j_s}(k|k) &= \mathbf{P}_{j_1,j_s}(k|k) \left[ \sum_{i=1}^s \mathbf{P}_{j_i}^i(k|k)^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j_i}^i(k|k) \right] \\ &\quad - (s-1) \mathbf{P}(k|k-1)^{-1} \hat{\mathbf{x}}(k|k-1)\end{aligned}$$

$$\mathbf{P}_{j_1,j_s}^{-1}(k|k) = \left[ \sum_{i=1}^s \mathbf{P}_{j_i}^i(k|k)^{-1} \right] - (s-1) \mathbf{P}(k|k-1)^{-1}$$

Le calcul des probabilités  $\beta_{j_1,j_s}(k)$  est assez laborieux. Nous renvoyons le lecteur à [2] pour le détail complet des calculs. En supposant l'indépendance entre les mesures et entre les événements d'association intégrées sachant l'état vrai de la cible, on obtient

$$\beta_{j_1,j_s}(k) = \frac{1}{c} \gamma(\mathcal{E}_{j_1}^1(k), \dots, \mathcal{E}_{j_s}^s(k)) \prod_{i=1}^s \beta_{j_i}^i(k) \quad (21)$$

où  $c$  est une constante de normalisation. En utilisant l'approximation de normalité des densités, on montre que  $\gamma(\mathcal{E}_{j_1}^1(k), \dots, \mathcal{E}_{j_s}^s(k))$  s'exprime [7]

$$\gamma(\mathcal{E}_{j_1}^1(k), \mathcal{E}_{j_s}^s(k)) = \sqrt{\frac{|\mathbf{P}_{j_1,j_s}(k|k)| |\mathbf{P}(k|k-1)|^{s-1}}{\prod_{i=1}^s |\mathbf{P}_{j_i}^i(k|k)|}} e^{-\frac{1}{2} D_{j_1,j_s}}$$

avec

$$\begin{aligned}D_{j_1,j_s} &\triangleq \left[ \sum_{i=1}^s \hat{\mathbf{x}}_{j_i}^i(k|k) \mathbf{P}_{j_i}^i(k|k)^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j_i}^i(k|k) \right] \\ &\quad - (s-1) \hat{\mathbf{x}}(k|k-1)' \mathbf{P}(k|k-1)^{-1} \hat{\mathbf{x}}(k|k-1) \\ &\quad - \hat{\mathbf{x}}_{j_1,j_s}(k|k)' \mathbf{P}_{j_1,j_s}(k|k)^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{j_1,j_s}(k|k)\end{aligned}$$

<sup>1</sup> la notation condensée  $j_1, j_s$  équivaut à  $j_1, \dots, j_s$ ;  $\mathbf{Z}^{1,k}, \mathbf{Z}^{s,k}$  à  $\mathbf{Z}^{1,k}, \dots, \mathbf{Z}^{s,k}$  et  $\mathcal{E}_{j_1}^1(k), \mathcal{E}_{j_s}^s(k)$  à  $\mathcal{E}_{j_1}^1(k), \dots, \mathcal{E}_{j_s}^s(k)$

### 4 Résultats de simulations

On considère une cible terrestre évoluant en milieu urbain à une vitesse de 36 km/h sur une route du point  $A = (-800m, -450m)$  vers le point  $C$  pendant 110 secondes (cf. fig. 1). La vitesse initiale de l'engin est de  $\dot{x}(0) = 10m/s$  et  $\dot{y}(0) = 0m/s$ . Les senseurs  $S1$  et  $S2$  situés en  $(-850m, -950m)$  et  $(-100m, -50m)$  observent la position  $(x, y)$  de la cible avec une précision de mesure de 5 m en  $x$  et en  $y$ . La bâtiment  $B1$  occulte la cible pour  $S1$  pour  $k \in [25s; 72s]$  et  $B2$  occulte la cible pour  $S2$  pour  $k \in [50s; 92s]$ . Pour l'architecture distribuée (DIPDAF), les senseurs communiquent entre eux toutes les  $T=1$  s et n'ont aucune information a priori sur la présence ou non des bâtiments. Afin d'obtenir une comparaison fiable des performances, les fausses alarmes (FA) et les filtres IPDAF et DIPDAF sont introduits à l'instant  $k = 11s$ . Les 10 premiers instants de nos simulations servent à l'obtention (par filtre de Kalman local classique) d'un régime nominal de poursuite idéale. On a choisi  $P_d^{s1} = P_d^{s2} = 0.7$  et une

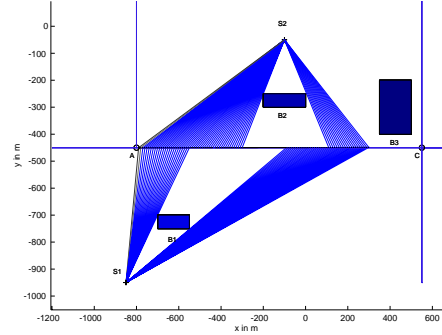


FIG. 1: Perception de la cible par les senseurs

densité spatiale des faux échos de  $\lambda = 0.0008$  FA/m<sup>2</sup> (soit en moyenne 0.7 FA/gate). Les paramètres de réglage des IPDAF locaux sont  $P_g = 0.99$ ,  $\pi_{11} = 0.988$ ,  $\pi_{21} = 0.05$  et  $P_{1|0}^O = 0.5$ . Les simulations Monte Carlo sont basées 100 essais indépendants. La figure 2 montre la moyenne des résultats obtenus pour les essais réussis dans le cas d'un pistage par PDAF et IPDAF décentralisés (sans communication et sans fusion). Un essai est déclaré réussi lorsque l'erreur d'estimation en position obtenue reste inférieure à 15 mètres pendant les 3 derniers pas du pistage. On constate légitimement que les performances des PDAF et IPDAF locaux se dégradent durant les phases d'occultation de la cible. La dégradation est maximale pour  $k = 72s$  avec  $S1$  et  $k = 92s$  avec  $S2$ . Les IPDAF locaux permettent d'estimer assez bien la probabilité de perception réelle (cf. fig. 3) de la cible (inaccessible par PDAF).

Contrairement à certaines méthodes récentes de pistage exploitant des informations contextuelles supplémentaires, l'information contextuelle (la perception ou non de la cible) est ici directement estimée par l'IPDAF au cours du temps. Dans nos simulations, les réussites sont de 47 % et 93 % avec les IPDAF décentralisés associés à  $S1$  et  $S2$  (contre 39 % et 88 % avec les PDAF décentralisés). Les figures 4 et 5 présentent les résultats obtenus par la fusion distribuée

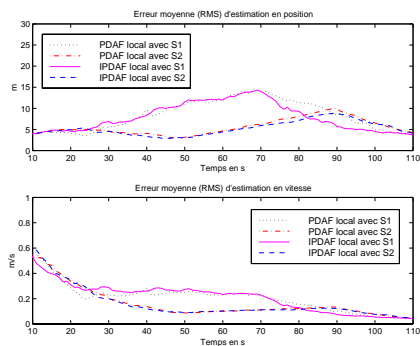


FIG. 2: Erreurs moyennes d'estimation (cas décentralisé)

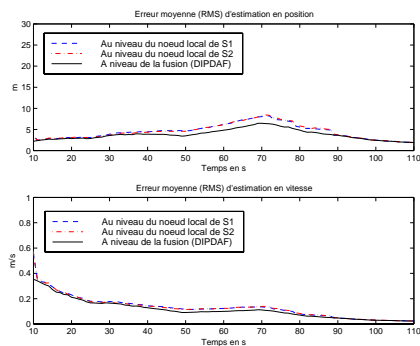


FIG. 4: Erreurs moyennes d'estimation (cas distribué)

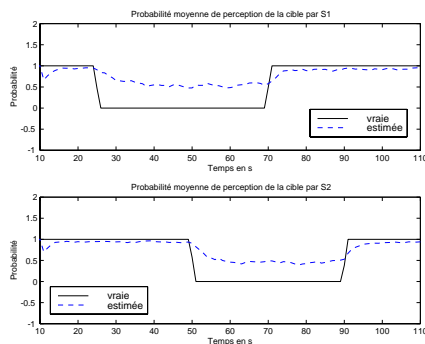


FIG. 3: Proba. moyenne de perception (cas décentralisé)

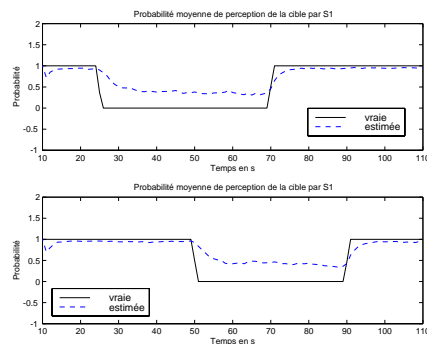


FIG. 5: Proba. moyenne de perception (cas distribué)

(DIPDAF). On observe une amélioration notable des performances (avec une faible dégradation durant la période d'occultation totale [50s;72s]). La réussite obtenue par le DIPDAF est alors de 97 %.

## 5 Conclusion

Une nouvelle version du filtre IPDAF distribuée a été présentée et validée par un exemple simple de poursuite 2D d'un engin évoluant en milieu urbain. Cette méthode permet le pistage multi-senseurs d'une cible évoluant dans un environnement réaliste très défavorable aux méthodes de pistage traditionnelles. Par l'estimation en ligne de la probabilité de perception de la cible par les senseurs, notre algorithme permet également de fournir une aide précieuse pour la prise de décision automatique concernant une riposte éventuelle sur la cible. Cette version du filtre IPDAF distribuée est par ailleurs totalement cohérente avec la version antérieure du filtre PDAF distribué quand les probabilités de perception de la cible deviennent unitaires. L'extension de ce filtre au pistage de cibles manœuvrantes (avec ou sans modèles locaux réduits) est immédiate compte tenu des travaux antérieurs déjà réalisés dans ce domaine. Une extension de cette méthode à la poursuite de cibles multiples basée sur les résultats théoriques récents [5] est en cours d'investigations.

## Références

- [1] Bar-Shalom Y., Li X.R., "Multitarget-Multisensor Tracking : Principles and Techniques", *YBS Publishing*, (1995).
- [2] Chang K.C., Bar-Shalom Y., "Joint Probabilistic Data Association in Distributed Sensor Networks", *IEEE Trans. AC*, vol. 31, no 10, pp. 889-897, (1986).
- [3] Chong C.Y., "Hierarchical Estimation", *Proceedings of MIT/ONR C3 Workshop*, Monterey, CA, (1979).
- [4] Colegrove S.B., Ayliffe J.K., "An extension of Probabilistic Data Association to Include Track Initiation and Termination", *20th IREE International Convention, Melbourne*, pp. 853-856, (1985).
- [5] Dezert J., Li N., Li X.R., "Theoretical Development of an Integrated JPDAF for Multitarget Tracking in Clutter", *Proc. GDR-ISIS, Paris*, (Nov.1998).
- [6] Dezert J., Li N., Li X.R., "A New Formulation of IPDAF for Tracking in Clutter", *Proc. of European Control Conference (ECC99)*, Karlsruhe, (Sept.1999).
- [7] Dezert J., "IPDAF in Distributed Sensor Networks for Tracking an Occulted Ground-Target in Clutter", *Proc. FUSION 99 Conference, Sunnyvale, CA*, (July 1999).
- [8] Li X.R., Li N., "Intelligent PDAF : Refinement of IPDAF for Tracking in Clutter", *Proc. 29th Southeastern Symp. on Syst. Theory*, pp. 133-137, (1997).
- [9] Li N., Li X.R., "Theoretical Design of Trackers for Tracking Probability Enhancement", *Proc. of SPIE Conf., Orlando*, vol. 3373, (April 1998).
- [10] Musicki D., Evans R.J., Stankovic S., "Integrated Probabilistic Data Association", *IEEE Trans. AC*, vol. 39, pp. 1237-1241, (1994).