

Optimisation d'un filtre particulaire en contexte Track-Before-Detect

Mélanie BOCQUEL^{1*}, Alexandre LEPOUTRE¹, Olivier RABASTE¹, François LE GLAND²

¹ONERA, Département Electromagnétisme et Radar
Chemin de la Hunière, 91761 Palaiseau Cedex, France

²IRISA/INRIA
Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex, France

melanie.bocquel@nl.thalesgroup.com, alexandre.lepoutre@onera.fr

Résumé – Dans cet article, nous nous intéressons à la détection et au pistage d'une cible en contexte Track-Before-Detect (TBD). Nous proposons ici un filtre particulaire efficace, fondé sur le choix d'une loi instrumentale pertinente motivée par des considérations de détection radar et permettant un gain significatif par rapport aux lois classiquement utilisées dans la littérature, notamment en terme de rapidité de convergence du filtre pour la détection. Nous déterminons également un nombre minimal de particules requis pour garantir des performances de détection intéressantes.

Abstract – In this paper, we are concerned with the detection and tracking of a target in TBD context. We propose here an efficient particle filter based on a relevant proposal density justified by radar detection considerations. This filter performs well compared to the classical laws used in the literature, especially in terms of speed of convergence for detection. We also identify a minimum number of particles required to ensure interesting detection performance.

1 Introduction

Le problème du pistage consiste à estimer séquentiellement l'état d'une ou plusieurs cible(s) à partir d'observations bruitées. Dans les applications de pistage radar, ces mesures sont généralement issues d'un pré-traitement du signal brut par filtrage adapté et seuillage permettant d'isoler des « plots » de détection tout en garantissant un taux de fausses alarmes constant. Cette étape préalable permet une réduction considérable de la quantité de données à traiter lors du pistage et se traduit par contre inévitablement par une perte d'information. Celle-ci se révèle sans conséquence à fort rapport signal-à-bruit (RSB). Par contre, à faible RSB, un compromis doit être trouvé entre un seuil de détection élevé limitant aussi bien le nombre de fausses alarmes que la probabilité de détection, et un seuil de détection plus faible conduisant à un nombre de fausses alarmes important et donc une complexité accrue du problème d'association plots/pistes.

L'approche TBD [2] propose de s'affranchir de l'étape de pré-détection afin de traiter directement le signal radar brut. Détection et pistage s'effectuent alors conjointement. La totalité de l'information utile étant conservée, on s'attend à obtenir des performances intéressantes, en particulier à faible RSB. La stratégie de pistage utilisée doit par contre être entièrement repensée ; en effet les solutions de la famille Kalman sont ici inapplicables en raison de la nature des observations (tableaux multidimensionnels) et de leur lien fortement non linéaire et possiblement non gaussien avec l'état de la cible. Les premières

méthodes proposées, fondées sur un critère de Maximum de Vraisemblance résolu par programmation dynamique [3] ou transformée de Hough [4], étant peu satisfaisantes en raison de leur fonctionnement par bloc et de la nécessité de discrétiser l'espace d'état, des solutions séquentielles mettant en oeuvre un filtre particulaire ont plus récemment été proposées [5, 6]. Ce type de filtre permet à la fois d'appréhender une observation de grande complexité et des modèles non linéaires et non gaussiens, grâce à un nuage de particules se propageant dans l'espace d'état.

Outre le problème de filtrage du signal, un second problème de détection se pose en TBD. La stratégie particulaire généralement adoptée pour résoudre ce problème consiste à introduire une variable d'état supplémentaire de type Bernoulli modélisant la présence ou l'absence de la cible. De même, l'amplitude de la cible étant inconnue, il est également nécessaire d'intégrer ce paramètre dans le vecteur d'état afin de pallier à cette méconnaissance. Ces choix induisent une augmentation de l'espace d'état, et donc a priori la nécessité d'utiliser un plus grand nombre de particules pour obtenir des performances acceptables. Par ailleurs, la propagation de ces paramètres nécessite l'utilisation d'une distribution instrumentale appropriée.

Nous proposons donc dans cet article un algorithme particulaire optimisé pour la détection et le pistage en contexte TBD. Les innovations apportées concernent le choix judicieux de la loi instrumentale utilisée pour échantillonner l'état de la cible et l'amplitude, et l'évaluation d'un nombre minimal de particules assurant de bonnes performances de détection. La loi instrumentale proposée dans cet article se factorise entre le vecteur d'état de la cible, la variable de Bernoulli et l'amplitude,

*. Les travaux présentés dans cet article ont été effectués lors du stage de M. Bocquel à l'ONERA. M. Bocquel est actuellement doctorante à Thales Nederland dans le cadre du programme européen MC IMPULSE.

afin d'échantillonner le vecteur d'état de la cible conditionnellement à la variable de Bernoulli et aux observations courantes. L'intégration de l'information apportée par les mesures s'effectue grâce à des stratégies utilisées en radar, et permet de propager les particules dans l'espace d'état de manière pertinente. Le nombre minimal de particules calculé permet d'assurer l'initialisation d'au moins une particule à proximité de la cible avec une probabilité fixée au préalable.

Cet article est organisé de la manière suivante : la modélisation du signal est présentée en section 2. Dans la section 3, nous présentons le filtre particulière utilisé et détaillons la loi instrumentale proposée. Enfin nous présentons en section 4 des résultats de simulations montrant l'intérêt de notre méthode.

2 Modélisation

2.1 Modèle d'état

Nous supposons dans cet article que la cible se déplace selon un mouvement rectiligne uniforme. Nous faisons l'hypothèse d'un modèle d'état discret avec un temps T d'intégration constant. Au temps k , le vecteur d'état \mathbf{X}_k s'écrit $\mathbf{X}_k = [\mathbf{x}_k, \rho_k, s_k]^T$ où $\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]$ représente la position et la vitesse de la cible en coordonnées cartésiennes, ρ_k est le module de l'amplitude complexe de la cible et s_k est une variable de Bernoulli décrivant la présence ($s_k = 1$) ou l'absence ($s_k = 0$) de la cible. L'évolution temporelle de la variable s_k est modélisée par un processus de Markov stationnaire à deux états, dont les probabilités de transitions $P_n = P(s_k = 1 | s_{k-1} = 0)$ et $P_m = P(s_k = 0 | s_{k-1} = 1)$ représentent respectivement les probabilités de naissance et de mort de la cible [8]. L'état \mathbf{x}_k est défini uniquement pour $s_k = 1$. Dans ce cas, si $s_k = 1$, la dynamique de la cible peut être modélisée par l'équation linéaire :

$$[\mathbf{x}_k, \rho_k]^T = F [\mathbf{x}_{k-1}, \rho_{k-1}]^T + \mathbf{v}_k. \quad (1)$$

avec \mathbf{v}_k un bruit blanc gaussien de matrice de covariance Q [8] et F la matrice de transition tels que :

$$Q = \begin{bmatrix} Q_s & 0 & 0 \\ 0 & Q_s & 0 \\ 0 & 0 & q_i T \end{bmatrix}, F = \begin{bmatrix} F_S & 0 & 0 \\ 0 & F_S & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{avec,} \\ Q_S = q_s \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad F_S = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

Sinon, si $s_{k-1} = 0$, la position, le vecteur vitesse et ρ_k sont respectivement uniformément distribués sur la fenêtre d'observation du radar, le pavé $[v_{min}, v_{max}]^2$ et l'intervalle $[\rho_{min}, \rho_{max}]$.

2.2 Modèle d'observation

Au temps k , le radar reçoit un signal bruité \mathbf{r}_k correspondant à une image à deux dimensions composée de $N = N_d \times N_\theta$ cases distance-gisement. Chaque case de résolution (l, m) est centrée en $(d_{min} + (l - \frac{1}{2})\Delta_d, \theta_{min} + (m - \frac{1}{2})\Delta_\theta)$ où Δ_d et Δ_θ représentent respectivement les résolutions en distance et en angle du radar considéré ; d_{min} et θ_{min} sont respectivement la distance minimale et l'angle minimal observés par le radar.

Soit r_k^{lm} le signal mesuré dans la case distance-gisement (l, m) , décrit par l'équation non linéaire suivante [6] :

$$r_k^{lm} = s_k \rho_k e^{i\varphi_k} h^{lm}(\mathbf{x}_k) + n_k^{lm}, \quad (3)$$

où $\varphi_k \in (0, 2\pi)$ et $h^{lm}(\mathbf{x}_k)$ est le signal reçu normalisé en sortie de filtre adapté au niveau de la case (l, m) pour une cible caractérisée par l'état \mathbf{x}_k . Les variables n_k^{lm} sont des échantillons indépendants d'un bruit blanc gaussien complexe de variance $2\sigma^2$ (i.e. les parties réelle et imaginaire sont deux variables gaussiennes centrées indépendantes de même variance σ^2). En pratique les traitements distance et gisement sont effectués de manière séparée. Le signal reçu peut alors se factoriser sous la forme $h^{lm}(\mathbf{x}_k) = h_d^{lm}(\mathbf{x}_k) \cdot h_\theta^{lm}(\mathbf{x}_k)$, où $h_d^{lm}(\cdot)$ et $h_\theta^{lm}(\cdot)$ désignent les signaux obtenus respectivement en sortie du filtre adapté en distance et du filtre adapté en gisement. Nous considérons un radar à impulsion élémentaire qui émet un signal modulé linéairement en fréquence (« chirp »), de bande passante B et de durée T_e . $h_d^{lm}(\cdot)$ s'écrit alors sous la forme [1] :

$$h_d^{lm}(\mathbf{x}_k) = \mathbb{1}_{|\tau^l| \leq T_e} \left| \left(1 - \frac{|\tau^l|}{T_e} \right) \frac{\sin\left(\pi B \tau^l \left(1 - \frac{|\tau^l|}{T_e} \right)\right)}{\pi B \tau^l \left(1 - \frac{|\tau^l|}{T_e} \right)} \right|, \quad (4)$$

avec $\tau^l = [d_k - (d_{min} + (l - \frac{1}{2})\Delta_d)] \frac{2}{c}$, c la célérité de l'onde électromagnétique et $d_k = \sqrt{x_k^2 + y_k^2}$, la distance radiale radar-cible. De plus, nous supposons ici un réseau phasé de N_a antennes ; la sortie $h_\theta^{lm}(\cdot)$ vérifie la relation [7] :

$$h_\theta^{lm}(\mathbf{x}_k) = \frac{\sin\left(\frac{N_a \Phi^m}{2}\right)}{N_a \sin\left(\frac{\Phi^m}{2}\right)}, \quad (5)$$

avec $\Phi^m = \frac{2\pi d_a}{\lambda_P} [\cos(\theta_k) - \cos(\theta_{min} + (m - \frac{1}{2})\Delta_\theta)]$, d_a la distance entre deux antennes consécutives, λ_P la longueur d'onde liée à la fréquence porteuse et $\theta_k = \arctan(\frac{y_k}{x_k})$, l'angle de gisement de la cible. Nous définissons le Rapport Signal à Bruit par : $\text{RSB} = 20 \log_{10}(\rho_0/2\sigma)$ (dB).

D'autre part, nous supposons ici que le temps d'acquisition des mesures est supérieur à la durée de cohérence de la cible ; la phase φ_k est donc aléatoire. Il est alors préférable de travailler sur les échantillons réels $z_k^{lm} = |r_k^{lm}|^2$. En remarquant que les échantillons z_k^{lm}/σ^2 sont distribués selon une loi du χ^2_2 , centrée pour $s_k = 0$, et non centrée pour $s_k = 1$ de paramètre de non centralité $\lambda^{lm} = |\rho_k h^{lm}(\mathbf{x}_k)|^2/\sigma^2$, la densité de probabilité des z_k^{lm} peut s'écrire :

$$p(z_k^{lm} | \mathbf{X}_k) = \frac{1}{2\sigma^2} e^{-\frac{z_k^{lm}}{2\sigma^2}} \left[e^{-\frac{\lambda^{lm}}{2}} I_0\left(\sqrt{\frac{\lambda^{lm} z_k^{lm}}{\sigma^2}}\right) \right]^{s_k}, \quad (6)$$

où $I_0(\cdot)$ est la fonction de Bessel modifiée de première espèce. Les échantillons z_k^{lm} étant supposés indépendants, la distribution de probabilité de l'ensemble des observations, noté $\mathbf{z}_k = \{z_k^{lm} : l = 1, \dots, N_d, m = 1, \dots, N_\theta\}$, s'écrit alors

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{X}_k) = \prod_{l=1}^{N_d} \prod_{m=1}^{N_\theta} p(z_k^{lm} | \mathbf{X}_k). \quad (7)$$

La modélisation du problème radar exposée ci-dessus révèle de fortes non linéarités ainsi que la présence de distributions

non gaussiennes, excluant la résolution efficace du problème de pistage par des méthodes classiques comme le filtre de Kalman. Nous proposons donc de le résoudre par filtrage particulière.

3 Filtre particulière optimisé en TBD

Le filtre particulière représente la distribution de probabilité de l'état $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{z}_{1:k})$ à l'aide d'un nuage de particules stochastiques $\{\mathbf{X}_k^i, w_k^i\}_{i=1, \dots, N}$ où $\mathbf{X}_k^i = [\mathbf{x}_k^i, \rho_k^i, s_k^i]^T$ et w_k^i sont respectivement l'état et le poids associés à la particule i . Ces particules sont propagées au cours du temps au moyen d'une loi instrumentale $q(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{z}_k)$. La particularité du filtre particulière en TBD [5, 8] vient de l'existence de particules sous différents modes s_k qui peuvent évoluer au fil des itérations. Ce type de filtre se révèle très sensible au choix de la loi instrumentale, et en particulier à la loi utilisée pour la « naissance » des particules (cas $s_{k-1}^i = 0$ et $s_k^i = 1$).

3.1 Choix de la loi instrumentale

Nous proposons dans cet article un filtre particulière fondé sur une densité instrumentale se factorisant sous la forme :

$$q(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{z}_k) = q(s_k | s_{k-1}) q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, s_k, s_{k-1}, \mathbf{z}_k) \times q(\rho_k | \rho_{k-1}, \mathbf{x}_k, s_k, s_{k-1}, \mathbf{z}_k). \quad (8)$$

La loi $q(s_k | s_{k-1})$ choisie correspond à la loi *a priori* $p(s_k | s_{k-1})$. Dans le cas $s_{k-1}^i = 1$ et $s_k^i = 1$, $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, s_k, s_{k-1}, \mathbf{z}_k)$ et $q(\rho_k | \rho_{k-1}, \mathbf{x}_k, s_k, s_{k-1}, \mathbf{z}_k)$ sont classiquement fournies par le modèle d'état (2). L'information issue des observations \mathbf{z}_k et de l'état précédent \mathbf{X}_{k-1} est par contre prise en compte lors de l'initialisation des états $[\mathbf{x}_k, \rho_k]$ des particules naissantes ; ce cas est le plus sensible du point de vue des performances. Cette stratégie diffère du choix généralement effectué dans la littérature, qui utilise comme loi instrumentale la loi du modèle d'état. L'utilisation des observations \mathbf{z}_k permet de concentrer tout de suite les particules naissantes dans les zones d'intérêt de l'espace d'état, et réduit ainsi le volume d'espace d'état à échantillonner. La loi instrumentale que nous proposons pour initialiser l'état \mathbf{x}_k est définie par :

$$q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, s_k = 1, s_{k-1} = 0, \mathbf{z}_k) = \mathcal{U}_{\mathcal{D}}, \quad (9)$$

où $\mathcal{U}_{\mathcal{D}}$ est la loi uniforme sur $\mathcal{D} = \{(l, m) | z_k^{lm} > \gamma\}$ qui est l'ensemble des cases de résolution pour lesquelles le signal mesuré satisfait à un certain seuil de détection γ . Ce seuil est simplement donné dans notre cas par $\gamma = -2\sigma^2 \log P_{fa}$, où P_{fa} représente la probabilité de fausse alarme par case de résolution. Le choix de la valeur de P_{fa} requiert un compromis entre le volume d'état à échantillonner et la probabilité d'initialiser au moins une particule dans la case contenant la cible (qui augmente également avec la P_{fa}). En pratique, le choix d'une probabilité de détection par case égale à $P_D \approx 0.9$ pour des RSB

supérieurs à 7 dB conduit à $P_{fa} \approx 0.1$ et permet une réduction de l'espace d'état de l'ordre d'un facteur dix.

Pour l'échantillonnage de l'amplitude, nous proposons ici d'utiliser la loi instrumentale suivante :

$$q(\rho_k | \mathbf{x}_k, s_k = 1, s_{k-1} = 0, \mathbf{z}_k) = \mathcal{N}(\hat{\rho}(\mathbf{x}_k), \sigma_\rho^2),$$

c'est-à-dire une loi normale de moyenne $\hat{\rho}(\mathbf{x}_k)$ fournie par un estimateur du module de l'amplitude complexe ρ_k pour un état de cible \mathbf{x}_k , et de variance σ_ρ^2 telle que $\sigma_\rho \ll \rho_{max} - \rho_{min}$. En pratique, le calcul des poids des particules s'avère être robuste à une mauvaise estimation de ρ_k . Pour chaque particule naissante \mathbf{X}_k^i , nous utilisons l'estimateur simple suivant :

$$\hat{\rho}(\mathbf{x}_k^i) = \sqrt{\max \left(\frac{z_k^{l_c m_c} - 2\sigma^2}{(h^{l_c m_c}(\mathbf{x}_k^i))^2}, \rho_{min}^2 \right)} \quad (10)$$

où $(l_c, m_c) = \arg \max_{(l, m)} h^{lm}(\mathbf{x}_k^i)$, correspond à la case de résolution dans laquelle se trouve la particule. Il est également envisageable de choisir une autre loi instrumentale, par exemple une loi uniforme sur un intervalle centré en $\hat{\rho}(\mathbf{x}_k)$, l'objectif étant de réduire la taille de l'espace à échantillonner.

L'expression finale des poids, après division par la constante $p(\mathbf{z}_k | s_k = 0)$, ce qui conduit à des poids d'importance égaux à 1 si $s_k^i = 0$, est fournie par l'équation 10. On remarque que le choix de la loi instrumentale peut influencer fortement sur le poids des particules naissantes. En effet, choisir σ_ρ^2 ou P_{fa} très faible conduit à une réduction importante de l'espace d'état, mais pénalise également fortement le poids des particules naissantes par le biais des pondérations issues de la loi instrumentale. Un compromis doit être trouvé entre une réduction de l'espace d'état à échantillonner et les performances obtenues.

3.2 Nombre minimal de particules

Nous proposons dans cette section une méthode destinée à déterminer un nombre minimal de particules garantissant de bonnes performances de détection. Cette méthode est fondée sur les caractéristiques de la loi instrumentale proposée en section précédente. Soit N_{fa} le nombre de cases telles que $z_k^{lm} > \gamma$, où γ permet d'assurer une probabilité de détection P_D par case de résolution pour un RSB fixé. N_{fa} suit une loi binomiale $\mathfrak{B}(N, P_{fa})$, où P_{fa} est la probabilité de fausse alarme associée à P_D . On souhaite faire naître au moins une particule dans chacune des N_{fa} cases avec une certaine probabilité P , afin de garantir la naissance d'une particule dans la case de la cible avec cette même probabilité P . En notant α_0 la proportion de particules dans l'état $s_k = 0$ à l'état stationnaire du filtre en l'absence de cible et N_p le nombre total de particules, on va faire naître en moyenne $N_n = \alpha_0 P_b N_p$ particules.

$$w_k^i \propto \begin{cases} \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i, \rho_k^i, s_k^i = 1)}{p(\mathbf{z}_k | s_k = 0)} & \text{si } s_k^i = 1 \text{ et } s_{k-1}^i = 1 \\ \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i, \rho_k^i, s_k^i = 1)}{p(\mathbf{z}_k | s_k = 0)} \frac{p(\mathbf{x}_k^i | s_k^i = 1, s_{k-1}^i = 0)}{q(\mathbf{x}_k^i | s_k^i = 1, s_{k-1}^i = 0, \mathbf{z}_k)} \frac{p(\rho_k^i | s_k^i = 1, s_{k-1}^i = 0)}{q(\rho_k^i | \mathbf{x}_k^i, s_k^i = 1, s_{k-1}^i = 0, \mathbf{z}_k)} & \text{si } s_k^i = 1 \text{ et } s_{k-1}^i = 0 \end{cases} \quad (10)$$

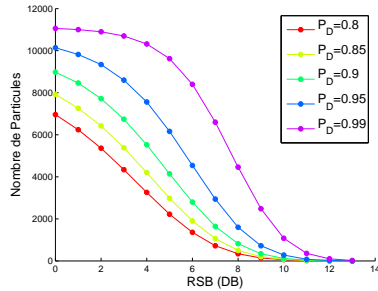


FIGURE 1 – Nombre de particules en fonction du RSB pour différentes P_D avec $N = 560$, $\alpha_0 = 0.5$ et $P_n = 0.1$.

On cherche alors N_n tel $P(N_{fa} \leq N_n) \geq P$. On en déduit :

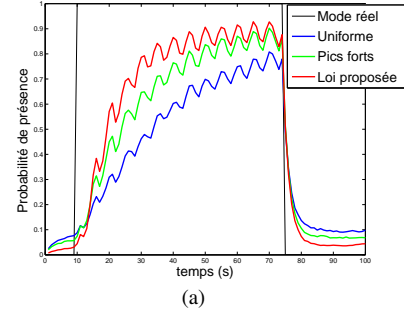
$$N_{min} \approx \frac{\arg \min_{N_n} \{P(N_{fa} \leq N_n) \geq P\}}{P_n \alpha_0} = \frac{F_{\mathfrak{B}}^{-1}(P|N, P_{fa})}{P_n \alpha_0}, \quad (11)$$

où $F_{\mathfrak{B}}^{-1}(\cdot|N, P_{fa})$ est la fonction de répartition inverse de N_{fa} . L'évolution du nombre de particules en fonction du RSB est présentée en figure 3.2 pour différentes P_D .

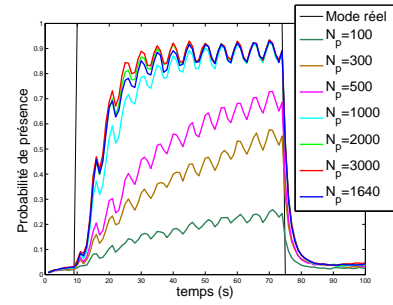
4 Résultats et Conclusion

Le filtre proposé a été appliqué au problème de détection et pistage d'une cible ponctuelle animée d'un mouvement radial rectiligne uniforme et d'amplitude constante correspondant à un RSB de 7 dB. La cible apparaît à l'instant $t = 10$ s et disparaît à l'instant $t = 75$ s. Les paramètres utilisés pour le modèle d'état sont les suivants : $P_n = P_m = 0.1$, $T = 1$ s, $v_{max} = -v_{min} = 0.1$ km.s⁻¹, $\rho_{min} = 2$ dB, $\rho_{max} = 20$ dB, $q_s = q_i = 10^{-3}$. Les mesures sont simulées avec les paramètres suivants : $d_{min} = 100$ km, $\theta_{min} = -10^\circ$, $\Delta_d = 0.5$ km, $\Delta_\theta = 1.45^\circ$, $N_d = 40$, $N_\theta = 14$, $\sigma^2 = 0.5$, $B = 150$ kHz, $T_e = 6.67 \times 10^{-5}$ s, $N_a = 70$, $\lambda_P = 3$ cm, $d_a = \lambda_P/2$, $c = 3 \times 10^8$ m.s⁻¹. La figure 2-(a) présente l'estimation de s_k (qui correspond à la probabilité de présence estimée) obtenue avec $N_{MC} = 1000$ simulations de Monte-Carlo. Les résultats obtenus avec le filtre proposé ici sont comparés à un filtre classique utilisant des lois instrumentales uniformes, et un filtre initialisant les particules naissantes sur les pics forts [8]. Nous choisissons tout d'abord d'utiliser les valeurs de paramètres suivantes : $P_{fa} = 0.1$, $\sigma_\rho = 0.1$ et $N_p = 1000$. On constate clairement l'apport de notre méthode sur les performances de détection, aussi bien en présence de la cible qu'en son absence. Les oscillations observées sont dues aux pertes à 3 dB en bord de case de résolution. On a également constaté sur les résultats obtenus une précision accrue de l'estimation de l'état de la cible. La figure 2-(b) illustre l'estimation de la probabilité de présence obtenue avec le filtre proposé pour différents nombres de particules. Les performances obtenues pour le nombre de particules théorique, correspondant à $P_D = 0.90$, $P = 0.99$ et un RSB de 7 dB, soit 1640 particules, sont effectivement proches des performances optimales.

Dans cet article, nous avons souligné l'importance du choix de la loi instrumentale sur les performances du filtre particulaire en contexte TBD. Le filtre proposé, fondé sur des choix



(a)



(b)

FIGURE 2 – (a) : probabilité de présence estimée pour différentes lois instrumentales. (b) : probabilité de présence en fonction du nombre de particules pour un RSB de 7 dB.

pertinents des lois instrumentales, aboutit à un algorithme simple, rapide et efficace. La poursuite de ce travail consistera à étendre cette méthode au cas de la détection et du pistage de cibles radar multiples.

Références

- [1] N. Levanon et E.Mozeson. *Radar Signals*. John Wiley and Sons, 2004.
- [2] Y. Boers, F. Ehlers, W. Koch, T. Luginbuhl, L.D. Stone and R.L. Streit, editors. *Special Issue on Track Before Detect Algorithms*. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2008.
- [3] Y. Barniv. *Dynamic Programming algorithm for detecting dim moving targets*. Multitarget-Multisensor Tracking : Advanced Applications, chapitre 4, Artech House, 1990.
- [4] B.D. Carlson, E.D. Evans and S.L. Wilson. *Search radar detection and track with the Hough transform, part I : System concept*. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol.30, p.102–108, 1994
- [5] D.J. Salmond and H. Birch. *A particle filter for track-before-detect*. Proceedings of the 2001 American Control Conference, p.3755–3760, 2001.
- [6] Y. Boers et J.N. Driessen. *Multitarget particle filter track before detect application*. IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, vol.151, p.351–357, 2004.
- [7] J. Darricau. *Physique et théorie du Radar*. Edition Sodipe, 2005.

- [8] M.G. Rutten, B. Ristic et N.J. Gordon. *A comparison of particle filters for recursive track-before-detect*. Proceedings of the 8th International Conference on Information Fusion, p.169-175, 2005.