

Filtres particulaires en contexte Track-Before-Detect en présence de fluctuations d'amplitude de type Swerling 1 et 3

Alexandre LEPOUTRE¹, Olivier RABASTE¹, François LE GLAND²

¹ONERA, Département Electromagnétisme et Radar,
Chemin de la Hunière et des Joncherettes, BP 80100, 91123 Palaiseau Cedex, France

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

Alexandre.Lepoutre@onera.fr

Résumé – Nous traitons dans cet article du problème de la détection et du pistage d'une cible radar en contexte Track-Before-Detect par filtrage particulière en présence de fluctuations d'amplitude de type Swerling 1 et 3. Ces fluctuations sont difficiles à prendre en compte car elles sont incohérentes de mesure à mesure. Ainsi, les filtres classiques considèrent plutôt les modules carrés du signal complexe pour supprimer la phase inconnue de l'amplitude complexe et marginalisent ensuite la vraisemblance par rapport à la loi du module mais ils perdent alors la cohérence spatiale de l'amplitude au niveau de la mesure. Nous montrons dans cette article qu'il est possible de marginaliser directement les données complexes tout en tenant compte de la cohérence spatiale de l'amplitude. Enfin, nous montrons le gain de cette méthode à la fois en détection et en estimation par simulations de Monte-Carlo.

Abstract – We address in this paper the problem of detecting and tracking a single radar target with Swerling 1 and 3 amplitude fluctuation in a Track-Before-Detect context with particle filter. Those fluctuations are difficult to take into account as they are uncoherent from measurement to measurement. Thus, conventional filters consider square modulus of the complex signal to remove the unknown phase of complex amplitude and then marginalized the likelihood over the law of the modulus. However they loose in the process the spatial coherence of the amplitude in the measurement. We show in this paper that it is possible to directly marginalize complex measurements while taking into account the spatial coherence of the complex amplitude. Finally, we show the benefit of this method both in detection and in estimation via Monte-Carlo simulations.

1 Introduction

Dans les applications radar, l'objectif du pistage est de détecter et d'estimer séquentiellement l'état d'une ou plusieurs cibles à partir des données fournies par le radar. Généralement, les données utilisées par le filtre de pistage sont présentées sous la forme de plots de détection issus d'un processus de détection et d'extraction appliqué au signal radar brut. Ce pré-traitement permet de réduire significativement le volume de données à traiter lors de l'étape de pistage. En contrepartie, cette réduction, due à la prise de décision, peut être préjudiciable pour le pistage des cibles à faible Rapport Signal à Bruit (RSB). En effet, elle se traduit soit par une probabilité de détection faible si l'on souhaite limiter les fausses alarmes, soit par une probabilité de fausses alarmes élevée induite par une volonté de conserver une bonne probabilité de détection, ce qui rend le problème d'association entre les plots et les cibles difficile à résoudre.

L'approche Track-Before-Detect (TBD) permet de s'affranchir de ces limitations en travaillant directement sur les données radar brutes. Ainsi, toute l'information présente dans les données est conservée et il devient possible de détecter et pister des cibles à faible RSB. Par contre, contrairement au problème de pistage classique, le lien entre l'état de la cible et les observations devient fortement non linéaire et les solutions fondées sur le filtre de Kalman ne sont plus applicables. Plusieurs solutions ont été proposées dans ce cadre. Nous nous intéressons ici à une solution fondée sur l'utilisation d'un filtre particulière qui résout le problème de détection et de pistage en échantillonnant l'état de la cible au moyen d'un nuage de particules stochastiques [1]. Cette solution a l'avantage d'être séquentielle et relativement facile à mettre en œuvre. Le calcul des poids requiert par contre l'évaluation de la vraisemblance

de la mesure conditionnellement aux états des particules. Cette vraisemblance dépend notamment de l'amplitude complexe de la cible, supposée inconnue et fluctuante au cours du temps. La phase de cette amplitude est classiquement supposée distribuée suivant une loi uniforme sur l'intervalle $[0, 2\pi[$. Par contre, pour modéliser le comportement du module, plusieurs modèles de fluctuation connus sous le nom de modèles Swerling peuvent être considérés [2]. Un premier modèle simple, le modèle Swerling 0, consiste à supposer le module constant au cours du temps. Dans ce cas ce paramètre peut être échantillonné par le filtre au même titre que les autres composantes du vecteur d'état [3], et il ne reste plus qu'à gérer la phase aléatoire. Une première solution consiste à travailler sur les modules carrés des échantillons complexes du signal. Lorsque le module fluctue également, la vraisemblance peut être intégrée de manière numérique par rapport à la densité des fluctuations [4] pour fournir une quantité ne dépendant plus que de la puissance moyenne de l'amplitude. Bien que ce paramètre soit, là encore, inconnu, il peut être comme pour le modèle Swerling 0 échantillonné par le filtre. Si cette méthodologie a été utilisée classiquement dans la littérature [4][5], il s'avère que l'exploitation du module carré de la mesure uniquement ne permet pas de prendre en compte le fait que l'amplitude complexe du signal est constante sur l'ensemble des cases de résolution où la fonction d'ambiguïté est non nulle : il y a cohérence spatiale de l'amplitude dans ces différentes cases. Une autre méthode a été récemment proposée pour résoudre le problème de la phase en monocible dans le cas du modèle Swerling 0 [6] : elle consiste à marginaliser la vraisemblance par rapport à la phase inconnue, ce qui permet de conserver l'information de cohérence spatiale et d'obtenir de meilleures performances à la fois en détection et en estimation.

Nous proposons dans cet article d'exploiter la cohérence spatiale de l'amplitude complexe de la cible pour les modèles de fluctuation de type Swerling 1 et Swerling 3. En particulier nous montrons qu'il est possible de marginaliser le rapport de vraisemblance de l'observation pour ces différents types de fluctuation et nous dérivons les filtres particuliers correspondants. Les performances obtenues par simulation montrent clairement le gain obtenu aussi bien en détection qu'en estimation, grâce à l'exploitation de l'amplitude complexe de la cible, par rapport aux filtres dérivés dans la littérature pour les modules carrés de la mesure qui n'exploitent pas cette information.

2 Modélisation

Dans cet article, nous supposons que la cible est animée d'un mouvement rectiligne uniforme. Par ailleurs, la présence de la cible dans la fenêtre étant inconnue, nous modélisons cette méconnaissance par une chaîne de Markov $(s_k)_{k \in \mathbb{N}}$ à deux états [1], s_k valant 1 lorsque la cible est présente et 0 si non. La chaîne $(s_k)_{k \in \mathbb{N}}$ a pour probabilités de transition $P_b = p(s_k = 1 | s_{k-1} = 0)$ et $P_d = p(s_k = 0 | s_{k-1} = 1)$. Notons $\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T$ la position et la vitesse de la cible à l'instant k . Cet état \mathbf{x}_k n'est défini que lorsque $s_k = 1$. Si $s_{k-1} = 1$, l'état \mathbf{x}_k est régi par l'équation d'état suivante :

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_k, \quad (1)$$

où la matrice de transition \mathbf{F} est définie comme suit :

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_S & 0 \\ 0 & \mathbf{F}_S \end{bmatrix} \text{ avec } \mathbf{F}_S = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix},$$

avec T la période d'acquisition des mesures, et \mathbf{v}_k un bruit blanc gaussien de matrice de covariance

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_s & 0 \\ 0 & \mathbf{Q}_s \end{bmatrix}, \text{ avec } \mathbf{Q}_s = q_s \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{bmatrix}.$$

Si $s_{k-1} = 0$, la cible est initialisée uniformément dans son ensemble de définition :

- la position $[x_k, y_k]$ est uniformément distribuée dans la fenêtre radar ;
- la vitesse $[\dot{x}_k, \dot{y}_k]$ est uniformément distribuée dans la couronne $\mathcal{C} = \{(\dot{x}_k, \dot{y}_k) \mid v_{min} \leq \sqrt{(\dot{x}_k)^2 + (\dot{y}_k)^2} \leq v_{max}\}$

Nous supposons qu'à chaque instant k , le radar fournit un signal bidimensionnel \mathbf{z}_k de $N = N_r \times N_\theta$ cases distance-gisement obtenu par filtrage adapté en distance et par formation de faisceaux sur un réseau d'antennes linéaire. Par commodité, nous considérerons l'image \mathbf{z}_k comme un vecteur $\mathbf{z}_k = [z_k^{11}, z_k^{21}, \dots, z_k^{lm}, \dots, z_k^{N_r N_\theta}]^T$ avec z_k^{lm} le signal mesuré dans la case (l, m) . Ainsi, conditionnellement à \mathbf{x}_k et s_k , l'équation de mesure peut s'écrire comme suit [1] :

$$\mathbf{z}_k = s_k \rho_k e^{j\varphi_k} \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{n}_k, \quad (2)$$

où :

- $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k)$ est la fonction d'ambiguïté distance-gisement calculée à la position (x_k, y_k) définie par l'état \mathbf{x}_k et présentée sous forme vectorielle de la même manière que pour \mathbf{z}_k . Pour simplifier les notations, elle sera notée \mathbf{h}_k dans la suite de l'article.
- \mathbf{n}_k est un vecteur de bruit blanc gaussien complexe circulaire de matrice de covariance $\mathbf{\Gamma}$ (supposée inversible). De plus les échantillons $\mathbf{n}_1, \dots, \mathbf{n}_k$ sont supposés indépendants.

- ρ_k est le module de l'amplitude de la cible et φ_k la phase de l'amplitude de la cible.

La phase est supposée uniformément distribuée sur l'intervalle $[0, 2\pi[$ à chaque instant k . Ainsi, il n'est pas possible de l'estimer de manière précise au cours du temps. Le module de l'amplitude ρ_k est quant à lui supposé décrit soit par un modèle de fluctuation de type Swerling 1 où le module est distribué suivant une loi de Rayleigh

$$p_{SW1}(\rho_k) = \frac{\rho_k}{\sigma_\rho^2} \exp\left(-\frac{\rho_k^2}{2\sigma_\rho^2}\right), \quad (3)$$

où σ_ρ^2 est le paramètre de la loi de Rayleigh tel que $\mathbb{E}[\rho_k^2] = 2\sigma_\rho^2$, soit par un modèle de fluctuation de type Swerling 3 où le module carré est distribué (à un facteur de puissance multiplicatif près) par une loi du chi-deux à quatre degrés de liberté

$$p_{SW3}(\rho_k^2) = \frac{4\rho_k^2}{\gamma_\rho^2} \exp\left(-\frac{2\rho_k^2}{\gamma_\rho}\right), \quad (4)$$

où γ_ρ est un paramètre tel que $\mathbb{E}[\rho_k^2] = \gamma_\rho$. Dans tous les cas, la méconnaissance de la phase et/ou du module de l'amplitude de la cible ne permet pas de calculer directement la vraisemblance des observations conditionnellement à l'état de la cible $p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)$ et il est alors nécessaire de recourir à certaines techniques pour s'affranchir de ces variables.

3 Vraisemblance des modules carrés des mesures

Le cœur de l'algorithme particulière en TBD est le calcul des poids des particules qui requiert, pour chaque particule, l'évaluation de la vraisemblance de la mesure conditionnellement à l'état \mathbf{x}_k . Cependant, pour limiter le calcul des poids à quelques cases de résolution autour de la position \mathbf{x}_k , il peut être judicieux de calculer le rapport entre la vraisemblance pour $s_k = 1$ et la vraisemblance pour $s_k = 0$. Par ailleurs, comme nous l'avons vu, celle-ci ne peut être calculé directement car la mesure \mathbf{z}_k dépend de l'amplitude complexe de la cible qui est inconnue et incohérente en temps. L'incohérence en temps empêche de pouvoir estimer précisément ce paramètre car celui-ci fluctue alors de manière totalement aléatoire. Une première solution classiquement utilisée pour traiter le problème d'incohérence de l'amplitude est de considérer les modules carrés des échantillons complexes et de les supposer indépendants. Notons, avec un léger abus de notation, $|\mathbf{z}_k|^2 = [|z_k^{11}|^2, |z_k^{21}|^2, \dots, |z_k^{lm}|^2, \dots, |z_k^{N_r N_\theta}|^2]^T$ le vecteur des modules carrés des échantillons. En supposant $\mathbf{\Gamma} = 2\sigma^2 \mathbf{I}_N$, chaque échantillon $|z_k^{lm}|^2 / 2\sigma^2$ conditionnellement au module ρ_k suit une loi du chi-deux décentrée à deux degrés de liberté et de paramètre de non centralité $\lambda^{lm}(\rho_k) = \frac{\rho_k^2 (h_k^{lm})^2}{2\sigma^2}$. Ainsi, la densité de l'observation dans chaque case de résolution ne dépend plus de la phase et est donnée par :

$$p(|z_k^{lm}|^2 | \mathbf{x}_k, \rho_k) = \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{|z_k^{lm}|^2}{2\sigma^2} - \frac{\lambda^{lm}}{2}\right) I_0\left(\sqrt{\frac{\lambda^{lm} |z_k^{lm}|^2}{\sigma^2}}\right), \quad (5)$$

où I_0 est la fonction de Bessel modifiée de première espèce. Par souci de concision la variable $s_k = 1$ est omise lorsque la variable \mathbf{x}_k est présente. Par ailleurs, la densité dans chaque case de résolution quand $s_k = 0$ suit une loi exponentielle de paramètre $2\sigma^2$:

$$p(|z_k^{lm}|^2 | s_k = 0) = \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(-\frac{|z_k^{lm}|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (6)$$

Le rapport de vraisemblance $\mathcal{L}(|z_k^{lm}|^2 | \rho_k, \mathbf{x}_k)$ est alors défini comme le rapport entre (5) et (6). Ensuite, dans le cas où le module de l'amplitude est fluctuante, les auteurs dans [4] proposent d'intégrer numériquement le rapport de vraisemblance obtenu pour chaque échantillon par rapport à la loi du module

$$\mathcal{L}(|z_k^{lm}|^2 | \mathbf{x}_k) = \int_0^{+\infty} p(\rho_k) \mathcal{L}(|z_k^{lm}|^2 | \mathbf{x}_k, \rho_k) d\rho_k, \quad (7)$$

où $p(\cdot)$ est la loi du module de l'amplitude. À noter que l'on peut intégrer indifféremment suivant la loi du module ou la loi du module carré suivant la facilité du calcul. Dans le cas Swerling 1 cette intégrale n'a pas besoin d'être calculée, en effet la densité de l'observation conditionnellement à l'état \mathbf{x}_k peut être obtenue directement et suit une loi exponentielle de paramètre $2\sigma^2 + \rho_k^2 (h_k^{lm})^2$ [5]. Finalement, en utilisant l'hypothèse d'indépendance des échantillons, le rapport de vraisemblance de l'observation dans le cas Swerling 1 est donné par :

$$\mathcal{L}_{SW1}(|\mathbf{z}_k|^2 | \mathbf{x}_k) = \prod_{l=1}^{N_r} \prod_{m=1}^{N_\theta} \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + \sigma_\rho^2 (h_k^{lm})^2} \exp\left(\frac{|z_k^{lm}|^2}{2\sigma^2} \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + \sigma_\rho^2 (h_k^{lm})^2}\right), \quad (8)$$

Pour le modèle de fluctuation Swerling 3, le résultat suivant

$$\int_0^{+\infty} x \exp(-\alpha x) \mathbf{I}_0(\beta \sqrt{x}) dx = \frac{1}{\alpha^2} \left(1 + \frac{\beta}{4\alpha}\right) \exp\left(\frac{\beta^2}{4\alpha}\right), \quad (9)$$

où $\alpha \in \mathbb{R}_+^*$ et $\beta \in \mathbb{R}$, peut être utilisé dans (9) pour calculer le rapport de vraisemblance (7) avec $\alpha = \frac{4\sigma^2 + (h_k^{lm})^2 \gamma_\rho}{2\gamma_\rho \sigma^2}$ et $\beta = \frac{|z_k^{lm}|^2}{\sigma^2}$. L'expression analytique du rapport de vraisemblance dans le cas Swerling 3 est alors donnée par :

$$\mathcal{L}_{SW3}(|\mathbf{z}_k|^2 | \mathbf{x}_k) = \prod_{l=1}^{N_r} \prod_{m=1}^{N_\theta} \frac{(4\sigma^2)^2}{(4\sigma^2 + \gamma_\rho (h_k^{lm})^2)^2} \times \left(1 + \frac{|z_k^{lm}|^2}{2\sigma^2} \frac{\gamma_\rho (h_k^{lm})^2}{4\sigma^2 + \gamma_\rho (h_k^{lm})^2}\right) \exp\left(\frac{|z_k^{lm}|^2}{2\sigma^2} \frac{\gamma_\rho (h_k^{lm})^2}{4\sigma^2 + \gamma_\rho (h_k^{lm})^2}\right), \quad (10)$$

Bien que les paramètres σ_ρ^2 et γ_ρ soient inconnus, ils peuvent être échantillonnés au même titre que les autres paramètres du vecteur d'état. Il suffit pour cela d'introduire artificiellement une dynamique sur ces paramètres dans le modèle d'état [3]. Ainsi, on pourra considérer que le paramètre σ_ρ^2 (γ_ρ respectivement) est ajouté au vecteur d'état des particules et suit une chaîne de Markov $(\sigma_{\rho,k}^2)_{k \in \mathbb{N}}$:

$$\sigma_{\rho,k+1}^2 = \sigma_{\rho,k}^2 + d_k, \quad (11)$$

où d_k est un bruit blanc i.i.d de variance σ_d^2 . Le paramètre $\sigma_{\rho,0}^2$ est initialisé uniformément dans l'intervalle $[\rho_{min}^2, \rho_{max}^2]$.

Un premier inconvénient de cette méthode est qu'elle ne prend pas en compte la cohérence spatiale de la phase et du module, ce qui conduit à une perte de sensibilité du filtre. Par ailleurs cette méthode suppose, pour mener à bien les calculs, que le bruit n'est pas spatialement corrélé (i.e. $\Gamma = 2\sigma^2 \mathbf{I}_N$), hypothèse qui peut ne pas être vérifiée.

4 Exploitation de la cohérence spatiale de l'amplitude

Afin de pallier ces inconvénients, Davey *et al.* ont proposé une méthode qui tient compte de la cohérence spatiale de la

phase dans le cas Swerling 0. Cette méthode consiste à marginaliser la vraisemblance par rapport à la densité de la phase de l'amplitude [6]. Nous proposons d'étendre cette méthode dans le cas où le module de l'amplitude est aussi fluctuant pour les cas Swerling 1 et Swerling 3. Il faut alors calculer

$$\mathcal{L}(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) = \int_0^{2\pi} \int_0^{+\infty} p_\varphi(\varphi_k) p_\rho(\rho_k) \times \mathcal{L}(\mathbf{z}_k | \varphi_k, \rho_k, \mathbf{x}_k) d\varphi_k d\rho_k, \quad (12)$$

où $\mathcal{L}(\mathbf{z}_k | \varphi_k, \rho_k, \mathbf{x}_k)$ est le rapport entre la vraisemblance calculée pour $s_k = 1$ et les paramètres $\varphi_k, \rho_k, \mathbf{x}_k$ et la vraisemblance calculée pour $s_k = 0$. La marginalisation suivant la phase conduit à l'expression suivante [6] :

$$\mathcal{L}(\mathbf{z}_k | \rho_k, \mathbf{x}_k) = \exp(-\rho_k^2 \mathbf{h}_k^H \Gamma^{-1} \mathbf{h}_k) \mathbf{I}_0(2\rho_k |\mathbf{h}_k \Gamma^{-1} \mathbf{z}_k|). \quad (13)$$

Dans le cas Swerling 1 il faut ensuite marginaliser par rapport à la densité définie en (3). On utilise le résultat suivant :

$$\int_0^{+\infty} x \exp(-\alpha x^2) \mathbf{I}_0(\beta \sqrt{x}) dx = \frac{1}{2\alpha} \exp\left(\frac{\beta^2}{4\alpha}\right), \quad (14)$$

où $\alpha \in \mathbb{R}_+^*$ et $\beta \in \mathbb{R}$. En utilisant (14) pour calculer (12) avec $\alpha = \frac{1}{2\sigma_\rho^2} + \mathbf{h}_k^H \Gamma^{-1} \mathbf{h}_k$ et $\beta = 2 |\mathbf{h}_k \Gamma^{-1} \mathbf{z}_k|$, on obtient :

$$\mathcal{L}_{SW1}(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) = \frac{1}{1 + 2\sigma_\rho^2 \mathbf{h}_k^H \Gamma^{-1} \mathbf{h}_k} \exp\left(\frac{2\sigma_\rho^2 |\mathbf{h}_k^H \Gamma^{-1} \mathbf{z}_k|^2}{1 + 2\sigma_\rho^2 \mathbf{h}_k^H \Gamma^{-1} \mathbf{h}_k}\right), \quad (15)$$

Pour le cas Swerling 3, il suffit de réutiliser le résultat (9) avec $\alpha = \frac{2}{\gamma_\rho} + \mathbf{h}_k^H \Gamma^{-1} \mathbf{h}_k$ et $\beta = 2 |\mathbf{h}_k \Gamma^{-1} \mathbf{z}_k|$ pour calculer le rapport de vraisemblance marginalisé (12) qui est, dans ce cas, donné par :

$$\mathcal{L}_{SW3}(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) = \frac{4}{(2 + \gamma_\rho \mathbf{h}_k^H \Gamma^{-1} \mathbf{h}_k)^2} \times \left(1 + \frac{\gamma_\rho |\mathbf{h}_k^H \Gamma^{-1} \mathbf{z}_k|^2}{2 + \gamma_\rho \mathbf{h}_k^H \Gamma^{-1} \mathbf{h}_k}\right) \exp\left(\frac{\gamma_\rho |\mathbf{h}_k^H \Gamma^{-1} \mathbf{z}_k|^2}{2 + \gamma_\rho \mathbf{h}_k^H \Gamma^{-1} \mathbf{h}_k}\right). \quad (16)$$

5 Simulations et résultats

Nous proposons de comparer les performances d'un filtre particulière pour les modèles de fluctuation Swerling 1 et 3 en fonction de la méthode pour calculer le rapport de vraisemblance des poids des particules. Nous utilisons le filtre défini par Rutten *et al.* qui permet de résoudre le problème de la détection et du pistage en contexte TBD [1] : à chaque itération le filtre particulière gère N_s particules issues de l'étape précédente ainsi que N_n nouvelles particules qui sont initialisées dans la fenêtre d'observation. À noter qu'utiliser la loi instrumentale *a priori* pour initialiser les particules n'est pas judicieux dans ce cas, et nous préférons utiliser la loi instrumentale proposée dans [7] qui initialise les positions des particules dans les cases dépassant un certain seuil $\nu_{P_{fa}} = -2\sigma^2 \log P_{fa}$ (où P_{fa} est une probabilité de fausses alarmes donnée). Les poids des particules survivantes (qui proviennent de l'étape précédente) et les poids des particules naissantes sont ensuite calculés séparément car la densité *a posteriori* peut être vue comme un mélange de densités à deux composantes. Il est alors possible d'estimer la probabilité de présence \hat{P}_k^e de la

cible à partir des poids non normalisés des particules naissantes et des particules survivantes, et de la probabilité de présence à l'étape précédente [1]. Enfin, les poids non normalisés sont ensuite normalisés de telle sorte que la somme des poids normalisés des particules survivantes soit égale à p_s et que la somme des poids normalisés des particules naissantes soit égale à p_n . Enfin, N_s particules sont rééchantillonnées à partir des $N_s + N_n$ particules.

Nous étudions les performances de ce filtre pour les différentes méthodes de calcul des poids présentées dans cet article. Pour chaque modèle de fluctuation Swerling 1 et Swerling 3 nous calculons les poids soit à partir des modules carrés soit en intégrant l'amplitude à partir des données complexes. Pour chacun des filtres les paramètres suivants sont utilisés : $P_b = P_d = 0.05$, $N_n = 1000$ et $N_s = 2000$ et nous choisissons pour la loi instrumentale de la position $P_{fa} = 0.1$. Le signal émis est un "chirp" de bande $B = 300$ kHz et de durée $T_e = 6.67 \times 10^{-5}$ s [7]. Le dispositif à la réception est un réseau linéaire de $N_a = 70$ antennes espacées de $\frac{\lambda}{2}$ avec $\lambda = 3$ cm [7], $N_r = 40$, $N_\theta = 14$, $\mathbf{\Gamma} = 2\sigma^2 \mathbf{I}_N$ avec $\sigma^2 = 0.5$. La cible, qui apparaît à l'instant $t_k = 10$ et disparaît à l'instant $t_k = 75$, est animée d'un mouvement rectiligne uniforme. Nous définissons le RSB maximum de la cible comme $\text{RSB} = \frac{\mathbf{E}[\rho_k^2]}{2\sigma^2}$ et nous le supposons égal à 5dB. Pour la propagation des particules nous prenons $q_s = 10^{-3}$. Les paramètres σ_ρ^2 et γ_ρ des modèles de fluctuation Swerling 1 et Swerling 3 sont échantillonnés suivant la méthode proposée dans [3] avec pour variance de bruit de dynamique $\sigma_d^2 = 0.1$. Enfin pour l'initialisation de l'amplitude nous prenons $\rho_{min} = 2$ dB et $\rho_{max} = 20$ dB.

Nous estimons, pour chacun des filtres, la probabilité de présence $p(s_k = 1 | \mathbf{z}_{1:k})$ ainsi que la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) en position et en vitesse par simulation de Monte-Carlo avec $N_{MC} = 5000$ simulations. Nous présentons en figure 1 les performances en détection et en estimation obtenues pour le modèle de fluctuation Swerling 1 et en figure 2 celles pour le modèle de fluctuation Swerling 3. On constate très clairement le gain à la fois en détection et en estimation pour les filtres prenant en compte la cohérence spatiale de l'amplitude.

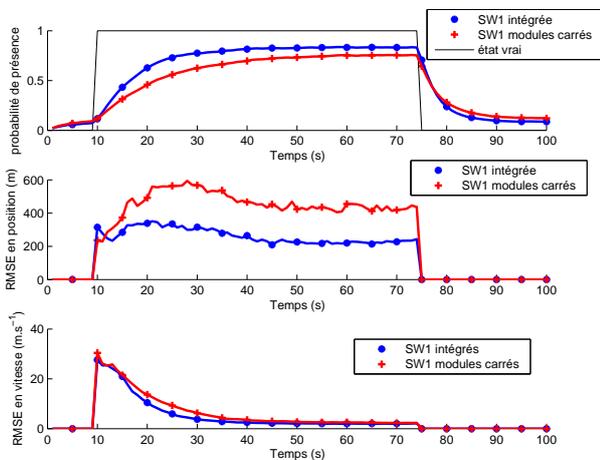


FIGURE 1 – Probabilité de présence estimée (haut) et racine carrée de l'erreur quadratique moyenne en position (milieu) et en vitesse (bas) dans le cas Swerling 1.

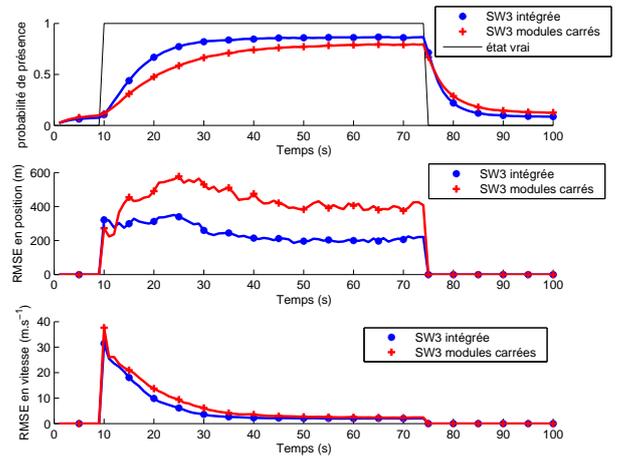


FIGURE 2 – Probabilité de présence estimée (haut) et racine carrée de l'erreur quadratique moyenne en position (milieu) et en vitesse (bas) dans le cas Swerling 3.

6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce papier une nouvelle stratégie pour calculer le rapport de vraisemblance des mesures de le cas de fluctuations de type Swerling 1 et 3. Nous avons étendu la méthode proposé par Davey *et al.* lorsque le module fluctue également et montré que l'on pouvait obtenir des expressions analytiques dans les cas Swerling 1 et 3. Enfin, par le biais de simulations, nous avons montré le bénéfice à la fois en détection et en estimation de cette méthode par rapport à la méthode classique qui utilise les modules carrés des échantillons pour calculer la vraisemblance des poids des particules. Dans un prochain temps, il serait intéressant d'étudier la possibilité d'étendre la méthode proposée au cas multicible.

Références

- [1] M.G. Rutten, B. Ristic, and N.J. Gordon. A Comparison of Particle Filters for Recursive Track-Before-Detect. In *7th Int. Conf. on Information Fusion*, pages 169–175, 2005.
- [2] M.I. Skolnik. *Introduction to radar systems*. McGraw-Hill, New York, 1962.
- [3] C. Andrieu, A. Doucet, S.S. Singh, and V.B. Tadic. Particle Methods for Change Detection, System Identification, and Control. *Proceedings of the IEEE*, 92(3) :423–438, 2004.
- [4] M.G. Rutten, N.J. Gordon, and S. Maskell. Recursive track-before-detect with target amplitude fluctuations. *Radar, Sonar and Navigation, IEE Proceedings* -, 152(5) :345 – 352, october 2005.
- [5] Y. Boers and J.N. Driessen. Multitarget particle filter track-before-detect application. In *IEE Proc.-Radar Sonar Navig.*, volume 151, pages 351–357, 2004.
- [6] S.J. Davey, M.G. Rutten, and B. Cheung. Using phase to improve track-before-detect. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions*, 48(1) :832 –849, jan. 2012.
- [7] A. Lepoutre, O. Rabaste, and F. Le Gland. Optimized Instrumental Density for Particle Filter in Track-Before-Detect. In *9th IET Data Fusion & Target Tracking Conference*, 2012.