

Exploitation des multi-trajets en milieu urbain pour le pistage d'une cible en zone d'ombre par filtrage particulière.

Olivier RABASTE, Alexandre LEPOUTRE, Elise KOENIGUER

ONERA, Département Electromagnétisme et Radar
BP 80100, 91123 Palaiseau Cedex, France

prenom.nom@onera.fr

Résumé – Dans cet article, nous étudions la possibilité d'effectuer le pistage en milieu urbain d'une cible localisée dans une zone d'ombre par exploitation des multi-trajets. Pour résoudre ce problème, nous proposons deux filtres particuliers utilisant les données brutes mesurées par le radar. Ces deux filtres s'affranchissent de la méconnaissance de l'amplitude complexe des multi-trajets par le biais d'un modèle de fluctuation. Par ailleurs ces filtres extraient l'information portée par les multi-trajets grâce à un modèle de propagation pour effectuer l'estimation de l'état de la cible. Le second filtre proposé exploite également la cohérence spatiale de l'amplitude complexe de la cible. Les simulations effectuées permettent de démontrer la faisabilité de l'estimation de la position d'une cible localisée dans une zone d'ombre. Le second filtre fournit des performances améliorées, moyennant un coût de calcul plus élevé.

Abstract – In this article, we deal with the problem of tracking a target in NLOS by exploiting multipaths in a urban environment. To solve this problem, we propose two particle filters working directly on the raw radar data. The misknowledge of the complex multipath amplitudes is taken into account via a fluctuation model. The two proposed filters extract multipath information thanks to a propagation model in order to estimate the target state. Besides the second filter exploits the spatial coherence of the complex target amplitude. Simulations demonstrate the ability of the two filters to correctly estimate the target position in NLOS. Moreover the second filter provides better performance at a greater cost.

1 Introduction

Les applications radar en milieu urbain sont peu développées, en grande partie en raison de la complexité du milieu de propagation. En effet, contrairement aux applications radar classiques où la cible est en ligne de vue du radar, la présence de bâtiments génère des zones d'ombre à l'intérieur desquelles une cible n'est pas visible en ligne directe. Par ailleurs, le jeu des réflexions et diffractions sur les bâtiments peut engendrer de nombreux multi-trajets. Si les multi-trajets rendent le problème de pistage d'une cible très complexe, ils peuvent par contre être exploités à l'avantage du radar pour détecter des cibles dans les zones d'ombre. Il devient alors possible de regarder par exemple derrière les coins de rue [1]. Nous considérons donc dans cet article le problème du pistage d'une cible en milieu urbain. Tandis que les principaux travaux sur le sujet considèrent généralement le cas d'un radar aéroporté éloigné de la scène à surveiller située en contrebas [2], nous considérons ici le cas d'un radar localisé au milieu même des rues [3, 4], et nous proposons de résoudre dans ces conditions le problème du pistage d'une cible située dans une zone d'ombre en exploitant les multi-trajets.

Ce problème a été peu étudié dans la littérature. Les principaux articles sur le sujet du pistage en présence de multi-trajets traitent des radars transhorizons confrontés à des multi-trajets dus à la réflexion des ondes sur la ionosphère, où la modélisation de la propagation reste relativement simple et permet d'étendre des méthodes classiques de pistage, comme le filtre PDAF (Probabilistic Data Association Filter) [5]. Dans le cadre du pistage urbain considéré ici, la géométrie est beaucoup plus complexe, avec la présence de multiples surfaces de réflexions. En particulier le nombre de trajets observés peut évoluer rapi-

dement en fonction de la position de la cible. Le problème nécessite donc l'utilisation d'un modèle de propagation adéquat. Par ailleurs l'algorithme de pistage, généralement appliqué sur les données radars en sortie de détection, peut s'avérer difficile à mettre en oeuvre dans la mesure où il nécessite la résolution d'un problème d'association complexe d'une cible associée à plusieurs plots issus des différents multi-trajets.

Nous proposons dans cet article une approche différente qui consiste à travailler directement sur les données brutes en sortie de filtrage adapté. La fusion des différents trajets s'effectue alors indirectement par calcul de la vraisemblance des observations conditionnellement à l'état de la cible. Dans ce contexte, les filtres de type Kalman sont difficilement implémentables en raison du caractère fortement non linéaire, et éventuellement non gaussien, des mesures. Nous proposons donc de recourir à un filtre particulière, qui permet non seulement de prendre en compte les non linéarités des modèles mais aussi de pouvoir intégrer simplement un modèle de propagation complexe.

Dans le cadre de la propagation en milieu urbain se pose enfin le problème de la modélisation de la mesure. En effet, les différents trajets issus de la propagation sont généralement proches, voire non résolus, de sorte que la mesure dans une case de résolution donnée résulte de la sommation de différents trajets. En raison de la complexité de la propagation dans un tel milieu, il n'est pas réaliste de supposer connues les phases et amplitudes des différents trajets : celles-ci peuvent dépendre des longueurs des trajets, des angles de réflexions, de la nature des matériaux réflecteurs telle que la granularité de la surface [6], ou encore de l'angle de présentation de la cible. Pour s'affranchir de cette méconnaissance, nous proposons ici de modéliser les amplitudes des multi-trajets au moyen d'un

modèle de fluctuation simple. L'information issue du modèle de propagation sert alors uniquement pour définir les a priori, peu informatifs, sur les paramètres du modèle.

Nous dérivons dans ce contexte un premier filtre particulière permettant de pister une cible unique dans une zone d'ombre grâce à l'exploitation de l'information issue des multi-trajets. Afin de s'affranchir de la non cohérence de la phase au cours du temps, ce filtre travaille uniquement sur le module carré des données radar brutes, stratégie régulièrement considérée en radar [7]. Il a toutefois été montré récemment que l'utilisation des modules carrés des mesures fait perdre l'information de cohérence spatiale de l'amplitude, qu'il est préférable de conserver [8]. Nous proposons donc également un deuxième filtre particulière prenant en compte cette cohérence spatiale. Les deux filtres proposés utilisent un modèle de propagation simple pour calculer la vraisemblance des observations conditionnellement à l'état des particules. L'évaluation de leurs performances par simulation permet de démontrer la possibilité d'effectuer le pistage d'une cible localisée dans une zone d'ombre ; si le deuxième filtre proposé est plus coûteux en temps de calcul, il fournit par contre de meilleures performances, notamment en terme de taux de détection.

Cet article est organisé de la manière suivante : nous présentons en section 2 la modélisation du problème. En section 3, nous développons les deux filtres particuliers proposés, et enfin nous présentons en section 4 les résultats obtenus.

2 Modèle d'état et modèle de mesure

2.1 Modèle d'état

L'état de la cible à l'instant k est défini par le vecteur $\mathbf{X}_k = [\mathbf{x}_k^T, |A_k|]^T$ où $\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T$ représente la position et la vitesse de la cible en coordonnées cartésiennes, et où $|A_k|$ est le module de l'amplitude de la cible, supposé constant mais inconnu, et donc échantillonné au même titre que les autres variables par le filtre particulière. Le modèle de trajectoire considéré ici est un modèle rectiligne uniforme classique défini par l'équation linéaire

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

où \mathbf{v}_k est un vecteur distribué selon une densité gaussienne tronquée permettant de contraindre le mouvement des cibles dans les rues, tandis que le module de l'amplitude suit le modèle simple $|A_k| = |A_{k-1}| + \epsilon_k$, où ϵ_k est un bruit gaussien centré tronqué pour conserver la positivité du paramètre.

2.2 Modèle de mesure

En milieu urbain, le signal reçu correspond à la sommation des différents multi-trajets. Soit \mathbf{z}_k le vecteur de dimension N représentant le signal mesuré à l'instant k . Nous supposons ici que la propagation de l'onde peut être modélisée par un modèle de rayon. Dans ce cas, le vecteur de mesure peut s'écrire sous la forme :

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{n}_k + A_c \sum_{i=1}^{N_{MT}(\mathbf{x}_k)} A_i(\mathbf{x}_k) \mathbf{h}_i(\mathbf{x}_k),$$

où \mathbf{n}_k est un vecteur gaussien complexe circulaire centré de matrice de covariance $\sigma^2 \mathbf{I}_N$, A_c représente l'amplitude de la cible (supposée constante au cours du temps), $N_{MT}(\mathbf{x}_k)$ représente le nombre de multi-trajets présents, $A_i(\mathbf{x}_k)$ représente l'amplitude complexe du $i^{\text{ème}}$ trajet et $\mathbf{h}_i(\mathbf{x}_k)$ est un vecteur représentant la fonction d'ambiguïté correspondant à la contribution du $i^{\text{ème}}$ trajet pour une cible d'état \mathbf{x}_k . Les amplitudes $A_i(\mathbf{x}_k)$ sont ici supposées indépendantes entre elles. A noter que nous tenons compte d'un certain nombre de trajets pouvant potentiellement revenir au radar sans être réfléchis par la cible.

Pour simplifier la présentation, nous considérerons dans ce qui suit uniquement un vecteur temporel de mesure, mais le filtre dérivé peut être facilement adapté pour des mesures de doppler et/ou d'angle. Comme les amplitudes complexes $A_i(\mathbf{x}_k)$ sont difficiles à modéliser car elles dépendent de nombreux phénomènes physiques, nous les supposons ici inconnues et aléatoires. Nous proposons donc de les modéliser au moyen d'un modèle de fluctuation de type Swerling 1, c'est-à-dire que la phase de l'amplitude $A_i(\mathbf{x}_k)$ est supposée uniformément distribuée sur $[0, 2\pi[$ tandis que le module suit une loi de Rayleigh de paramètre $\sigma_i^2(\mathbf{x}_k)$:

$$p(|A_i(\mathbf{x}_k)|) = \frac{|A_i(\mathbf{x}_k)|}{\sigma_i^2(\mathbf{x}_k)} \exp\left(-\frac{|A_i(\mathbf{x}_k)|^2}{2\sigma_i^2(\mathbf{x}_k)}\right).$$

On supposera que ce paramètre est fourni pour chaque trajet par le modèle de propagation utilisé. Cette dernière hypothèse n'est pas trop forte dans la mesure où elle permet d'intégrer certaines connaissances sur les trajets, comme la longueur parcourue, le nombre de réflexions, ou encore la perte moyenne par réflexion, paramètres qui peuvent être fournis par le modèle de propagation. En l'absence de cible (hypothèse \mathcal{H}_0), on utilise une modélisation similaire pour décrire les trajets revenant au radar par le seul jeu des réflexions sur les bâtiments. Sous cette hypothèse, les paramètres seront dénotés par N_{MT}^0 , σ_i^0 et $h_i^{0,k}(l)$.

3 Dérivation des filtres particuliers

La loi instrumentale utilisée ici pour la propagation des particules est la loi $p(\mathbf{X}_k|\mathbf{X}_{k-1})$ fournie par le modèle d'état, soit une loi gaussienne tronquée. Avec un tel choix, le poids de la particule \mathbf{X}_k^j est proportionnel à la vraisemblance de l'observation conditionnellement à l'état de cette particule $p(\mathbf{z}_k|\mathbf{X}_k^j)$. Notons tout de suite que la contribution de la cible dans les mesures n'est généralement que locale, et qu'il est préférable de reformuler les poids des particules en fonction du rapport de vraisemblance $p(\mathbf{y}_k|\mathbf{X}_k^j)/p(\mathbf{y}_k|\mathcal{H}_0)$, soit

$$w_k^j \propto w_{k-1}^j \frac{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{X}_k^j)}{p(\mathbf{y}_k|\mathcal{H}_0)},$$

où $p(\mathbf{y}_k|\mathcal{H}_0)$ est la vraisemblance des mesures sous l'hypothèse \mathcal{H}_0 d'absence de cible [9]. Cette écriture est possible dans la mesure où les poids des particules sont définis à une constante de proportionnalité près, et permet généralement de limiter le nombre de calculs à effectuer puisqu'elle ne fait intervenir que

les cases pour lesquelles la contribution de la cible est non négligeable.

La difficulté majeure pour dériver le filtre particulière réside alors dans le calcul de ce rapport de vraisemblance. Nous proposons ici deux filtres qui diffèrent essentiellement par la nature de l'observation considérée, et l'expression des poids qui en résulte. La première stratégie considère les modules carrés des mesures tandis que la seconde exploite directement les mesures complexes.

3.1 Calcul des poids pour les modules carrés des mesures

D'après le modèle d'observation, les phases des amplitudes des différents trajets sont supposées inconnues et aléatoires. Il n'est donc pas possible d'exploiter simplement cette information de phase, qui d'une part change d'itération à itération, et d'autre part, dans le cas qui nous intéresse, est différente de trajet à trajet. Une solution simple pour résoudre ce problème, utilisée pour certains filtres particuliers en contexte Track-Before-Detect [7], consiste à considérer le vecteur \mathbf{y}_k dont les composantes sont égales aux modules carrés des composantes du vecteur complexe \mathbf{z}_k , et à supposer ces composantes indépendantes. Dans ce cas, pour un vecteur d'état donné \mathbf{X}_k , la loi de la $l^{\text{ème}}$ composante $y_k(l) = |z_k(l)|^2$ du vecteur \mathbf{y}_k est une loi exponentielle de paramètre :

$$\mu_l(\mathbf{X}_k) = \sigma^2 + |A_k|^2 \sum_{i=1}^{N_{MT}(\mathbf{x}_k)} \sigma_i^2(\mathbf{x}_k) |h_i^k(l)|^2,$$

où l'on a dénoté par $h_i^k(l)$ la $l^{\text{ème}}$ composante de $\mathbf{h}_i(\mathbf{x}_k)$. Sous l'hypothèse \mathcal{H}_0 , on obtient une loi similaire de paramètre μ_l^0 .

Sous l'hypothèse que la loi instrumentale retenue pour la propagation des particules correspond au modèle d'état, on montre que le poids w_k^j à l'itération k de la particule j d'état \mathbf{X}_k^j est fourni par l'expression :

$$w_k^j \propto w_{k-1}^j \prod_{l=1}^N \frac{\mu_l^0}{\mu_l(\mathbf{X}_k^j)} \exp\left(-\frac{y_k(l)}{\mu_l(\mathbf{X}_k^j)} + \frac{y_k(l)}{\mu_l^0}\right). \quad (1)$$

Cette première stratégie sera dénotée dans la suite FPI (Filtre Particulaire Incohérent).

3.2 Calcul des poids pour les mesures complexes

L'utilisation des modules carrés aboutit à une expression des poids relativement simple. Toutefois, elle ne prend pas en compte l'information de cohérence spatiale des amplitudes complexes des différents trajets. Or la fonction d'ambiguïté du signal est nécessairement non nulle pour plusieurs échantillons temporels voisins, et l'amplitude complexe du trajet correspondant est constante sur ces différents échantillons. Dans [8], la prise en compte de cette information a permis d'améliorer les performances d'un filtre particulière TBD dans le cas où seule la phase fluctue. Nous proposons ici de prendre en compte la cohérence spatiale de l'amplitude complexe dans le cas plus difficile des multi-trajets. L'observation considérée est alors directement le vecteur complexe \mathbf{z}_k . Avec cette stratégie, il n'est

plus nécessaire de considérer les composantes de la mesure indépendantes. Pour obtenir la vraisemblance des observations conditionnellement à l'état de la cible, il faut alors marginaliser la vraisemblance jointe de la mesure et des composantes multi-trajets sur les lois de ces composantes :

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{X}_k) = \int p(\mathbf{z}_k | \mathbf{X}_k, A_i, \dots, A_N) p(A_i) \dots p(A_N) dA_i \dots dA_N,$$

où par souci de clarté, la notation de dépendance des amplitudes à l'état \mathbf{x}_k a été omise, i.e. $A_i = A_i(\mathbf{x}_k)$, et l'on a posé $N = N_{MT}(\mathbf{x}_k)$. Cette marginalisation directe est relativement complexe à effectuer. Il est plus simple de remarquer que dans le cas d'un modèle de type Swerling 1, les variables aléatoires complexes $A_i(\mathbf{x}_k)$ suivent des lois gaussiennes complexes de variances $\sigma_i^2(\mathbf{x}_k)$. Ainsi si l'on pose $\mathbf{a}_i(\mathbf{x}_k) = A_i(\mathbf{x}_k) \mathbf{h}_i(\mathbf{x}_k)$, alors $\mathbf{a}_i(\mathbf{x}_k)$ est un vecteur aléatoire gaussien complexe circulaire de moyenne le vecteur nul et de matrice de covariance $\sigma_i^2(\mathbf{x}_k) \mathbf{h}_i(\mathbf{x}_k) \mathbf{h}_i^H(\mathbf{x}_k)$. Il ressort donc que le vecteur \mathbf{z}_k est un vecteur gaussien complexe circulaire de matrice de covariance

$$\begin{aligned} \Gamma_{z,1} &= \sigma^2 \mathbf{I}_N + |A_k|^2 \sum_{i=1}^{N_{MT}(\mathbf{x}_k)} \sigma_i^2(\mathbf{x}_k) \mathbf{h}_i(\mathbf{x}_k) \mathbf{h}_i^H(\mathbf{x}_k) \\ &= \sigma^2 \mathbf{I}_N + |A_k|^2 \mathbf{H}_k \mathbf{D}_{\sigma_A^2} \mathbf{H}_k^H, \end{aligned}$$

où $\mathbf{D}_{\sigma_A^2} = \text{diag}(\sigma_1^2, \dots, \sigma_{N_{MT}(\mathbf{x}_k)}^2)$ est une matrice diagonale contenant les paramètres des multi-trajets $\sigma_i^2(\mathbf{x}_k)$, et où les colonnes de la matrice \mathbf{H}_k sont définies par les vecteurs $\mathbf{h}_i(\mathbf{x}_k)$. De même, en l'absence de cible, le vecteur \mathbf{z}_k est un vecteur gaussien complexe circulaire de matrice de covariance $\Gamma_{z,0} = \sigma^2 \mathbf{I}_N + \mathbf{H}_0 \mathbf{D}_{\sigma_A^2, \mathcal{H}_0} \mathbf{H}_0^H$, où \mathbf{H}_0 et $\mathbf{D}_{\sigma_A^2, \mathcal{H}_0}$ sont les équivalents de \mathbf{H}_k et $\mathbf{D}_{\sigma_A^2}$ sous l'hypothèse \mathcal{H}_0 . On peut montrer facilement que les matrices $\Gamma_{z,1}$ et $\Gamma_{z,0}$ sont définies positives, de sorte que les densités de la mesure \mathbf{z}_k sous les deux hypothèses \mathcal{H}_0 et \mathcal{H}_1 existent. L'expression du poids de la $i^{\text{ème}}$ particule d'état \mathbf{X}_k^j est alors fournie par :

$$w_k^j \propto w_{k-1}^j \frac{\det(\Gamma_{z,0})}{\det(\Gamma_{z,1})} \exp(-\mathbf{z}_k^H [\Gamma_{z,1}^{-1} - \Gamma_{z,0}^{-1}] \mathbf{z}_k). \quad (2)$$

Ce second filtre sera dénoté dans la suite FPC (Filtre Particulaire Cohérent). Il est plus lourd en temps de calcul que le filtre FPI, car il nécessite pour chaque particule une inversion de matrice et un calcul de déterminant.

3.3 Mise en oeuvre des filtres

En dehors du calcul des poids qui diffère d'une stratégie à l'autre, les deux filtres particuliers FPI et FPC proposés fonctionnent sur le même schéma de principe, à savoir :

- Propagation des états des particules suivant la loi gaussienne tronquée du modèle d'état ;
- Calcul des poids d'après les équations (1) ou (2), selon la stratégie retenue ;
- Normalisation et rééchantillonnage.

Pour le calcul des poids, les paramètres des lois sont fournis pour chaque particule par le modèle de propagation, soit par exécution du logiciel de propagation, ce qui peut être coûteux,

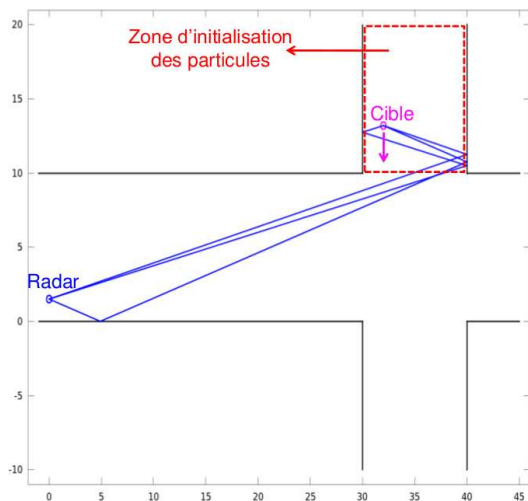


FIGURE 1 – Scénario de carrefour urbain considéré, avec les différents rayons obtenus pour une position de cible donnée.

soit par recherche, dans une base de donnée préalablement calculée sur une grille fine de l'espace d'état, de la réponse mesurée pour la position la plus proche de la particule considérée. C'est cette seconde stratégie que nous avons adoptée ici pour limiter le coût de calcul des algorithmes.

4 Simulations, résultats et conclusion

Les performances des filtres FPI et FPC ont été étudiées à partir de simulations pour un scénario simple de carrefour urbain, comme présenté en figure 1, où le radar est localisé dans une rue et la cible est située dans une zone d'ombre de la rue perpendiculaire. La bande du signal chirp émis par le radar est $B = 100$ MHz. Pour chacune des $N_{MC} = 1000$ simulations de Monte Carlo effectuées, $N_p = 2000$ particules sont uniformément initialisées dans la portion de rue perpendiculaire contenant la cible. Nous présentons en figure 2 les performances d'estimation de la position de la cible pour les deux filtres, mesurées en terme de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (dénotée RMSE). On observe que les deux filtres convergent à la même vitesse, mais que l'estimation fournie par le filtre FPC est plus fine après convergence. Par ailleurs une mesure du taux de pertes des cibles fournit un taux de 13.8 % pour le filtre FPI et un taux de seulement 4 % pour le filtre FPC.

Dans cet article, nous avons proposé deux filtres particuliers permettant d'estimer la position d'une cible se déplaçant dans une zone masquée par des bâtiments en exploitant l'information spatiale portée par les différents trajets de propagation. Ces deux filtres convergent effectivement vers la position de la cible, le filtre FPC présentant un taux de perte meilleur que le filtre FPI. Cette étude, qui permet donc de démontrer la faisabilité du pistage d'une cible dans une zone d'ombre grâce aux multi-trajets, reste toutefois un travail préliminaire qui devra être étendu au problème de la détection en zone d'ombre et à l'utilisation de modèles de propagation plus complexes que celui utilisé ici.

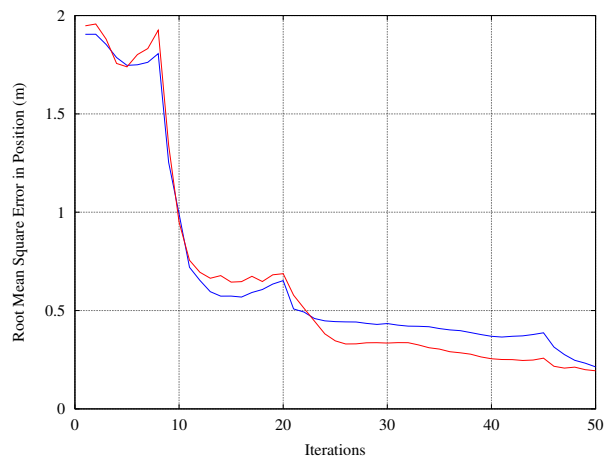


FIGURE 2 – Performances des filtres FPI et FPC en fonction de la racine carrée de l'EQM de l'estimateur de position.

Références

- [1] A. Sume, M. Gustafsson, M. Herberthson, A. Janis, S. Nilsson, J. Rahm, and A. Orbom. Radar Detection of Moving Targets Behind Corners. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 49(6) :2259–2267, 2011.
- [2] B. Chakraborty, Y. Li, J.J. Zhang, T. Trueblood, A. Papandreou-Suppappola, and D. Morrell. Multipath exploitation with adaptive waveform design for tracking in urban terrain. In *IEEE conf. Acoustics Speech and Signal Processing*, pages 3894–3867, 2010.
- [3] P.R. Barbosa, E.K.P. Chong, S. Suvorova, and B. Moran. Multitarget-Multisensor Tracking in an Urban Environment : A Closed-Loop Approach. *Proc. of SPIE*, 6969 :1–12, 2008.
- [4] M. Gustafsson. Positioning of objects behind corners using X-band radar. In *2011 XXXth URSI General Assembly and Scientific Symposium*, August 2011.
- [5] G.W. Pulford and R.J. Evans. A multipath data association tracker for over-the-horizon radar. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 34(4) :1165–1183, 1998.
- [6] R. Linnehan and J. Schindler. Multistatic Scattering from Moving Targets in Multipath Environments. In *IEEE Radar Conference*, pages 1–6, 2009.
- [7] Y. Boers and J.N. Driessen. Multitarget particle filter track before detect application. *Radar, Sonar and Navigation, IEE Proceedings -*, 151(6) :351–357, 2004.
- [8] S.J. Davey, M.G. Rutten, and B. Cheung. Using Phase to Improve Track-Before-Detect. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*, 48(1) :832–849, 2012.
- [9] 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.