

# Pistage d'une cible radar masquée en milieu urbain par filtrage particulaire exploitant l'information angulaire des multi-trajets

Ba-Huy PHAM<sup>1,2</sup> Olivier RABASTE<sup>1</sup> Jonathan BOSSE<sup>1</sup> Israel HINOSTROZA<sup>2</sup> Thierry CHONAVEL<sup>3</sup>

<sup>1</sup>DEMR, ONERA, Université Paris-Saclay, F-91123 Palaiseau, France

<sup>2</sup>SONDRA, CentraleSupélec, Université Paris-Saclay, 91190 Gif-sur-Yvette, France

<sup>3</sup>IMT Atlantique, Lab-STICC, UMR CNRS 6285, F-29238 Brest, France

**Résumé** – Des travaux de recherche en radar s'intéressent de plus en plus à exploiter des signaux multi-trajets pour détecter et localiser des cibles en milieu urbain, en particulier dans des zones d'ombre (ou NLOS pour Non-Line-of-Sight). Notamment, le pistage par filtrage particulaire peut aider à améliorer la précision de l'estimation de la position de la cible. Cependant, les travaux actuels reposent sur un modèle d'observation limité qui ne considère que l'information de retard des trajets. Cela peut entraîner une divergence du nuage de particules vers des positions fantômes de vraisemblance élevée. Dans cet article, nous proposons une solution de pistage combinant le filtrage particulaire avec un modèle d'observation plus riche, incluant l'information sur l'angle d'arrivée des multi-trajets pour résoudre ce problème. Les résultats expérimentaux montrent que cette solution permet d'obtenir de meilleurs résultats de localisation que ceux obtenus avec le filtre initial.

**Abstract** – Research in radar technology is increasingly focusing on exploiting multipath signals to detect and locate targets in urban environments, particularly in Non-Line-of-Sight (NLOS) areas. Particle filtering tracking can help to improve the accuracy of target position estimation. However, the current approach relies on an observation model that only considers delay information of the signal paths. This can lead to particle cloud divergence towards high likelihood ghost positions. In this article, we propose a tracking solution that combines particle filtering with a richer observation model that includes information on the direction-of-arrival (DoA) of multipath signals to address this issue. Our experimental results demonstrate that this solution can significantly improve the localization accuracy compared to the initial filter.

## 1 Introduction

La détection et la localisation de cibles en milieu urbain constituent un domaine de recherche relativement récent en matière d'applications radar. En particulier, la présence de bâtiments dans ces milieux crée des zones d'ombre où les cibles ne sont pas visible en ligne directe, également appelées cibles NLOS (Non-Line of Sight). Dans ce contexte, les signaux multi-trajets, produits par réflexions et/ou diffractions sur les surfaces environnantes, peuvent être exploités à l'avantage du radar pour détecter et localiser les cibles NLOS. Cette technique est connue sous le nom "radar around-the-corner"[1].

Bien que plusieurs travaux, par exemple [1] [2], aient démontré la faisabilité de la technique, la localisation d'une cible NLOS reste un défi majeur. Cela est dû à la géométrie complexe des environnements urbains qui peut donner lieu à plusieurs trajets pour une position cible donnée. Dans ce contexte, l'approche classique de localisation qui consiste à estimer la position cible à partir des plots (ou hypothèses de paramètres radar) détectés peut s'avérer difficile, car elle nécessite de résoudre un problème d'association important pour relier la position de la cible à des plots issus de différents trajets. Les auteurs de l'article [3] ont proposé une approche alternative évitant l'étape d'association en travaillant directement dans l'espace cible  $(x, y)$ . Pour cela, ils ont supposé un modèle d'observation basé sur un sous-espace de signaux multi-trajets retardés, les retards de différents trajets étant fournis par le modèle de lancer de rayons. Ils ont ensuite appliqué le filtre sous-espace adapté (MSF) [4] pour estimer la position cible

en utilisant le critère du maximum de vraisemblance (MV). Cependant, l'utilisation de l'information de retard seule peut conduire à plusieurs maxima locaux en sortie du MSF, ce qui peut fortement biaiser l'estimation de la position cible par l'apparition des positions fantômes de forte vraisemblance.

Pour réduire les erreurs de localisation, les auteurs de [5] ont proposé une approche de pistage qui exploite la dynamique de la cible sur plusieurs observations pour éliminer les positions qui ne sont pas cohérentes de sa trajectoire. Comme le modèle d'observation est fortement non-linéaire, les auteurs ont choisi d'utiliser un filtre particulaire[6], plus précisément le filtre GLRT proposé dans [7]. Ce dernier est conçu pour s'affranchir de la méconnaissance de l'amplitude des trajets en la remplaçant par son estimateur MV, ce qui permet une mise à jour des poids directement proportionnelle à la fonction de coût du MSF. Cependant, les particules tirées dans des zones de maxima locaux peuvent obtenir des poids élevés de manière équivalente. Étant donné que le filtre particulaire a tendance à converger facilement vers un mode de la distribution a posteriori [8], il y a un risque d'accrochage du nuage de particules dès les premières itérations sur une position fantôme de forte vraisemblance mais éloignée de la trajectoire réelle de la cible. Dans ce cas, non seulement la position cible est mal estimée, mais le filtre peut avoir besoin d'un nombre important d'itérations pour rectifier cette estimation erronée.

Dans cet article, nous proposons une solution pour améliorer le filtre particulaire GLRT existant en le combinant avec un modèle d'observation incluant l'information sur l'angle d'arrivée (DoA - Direction-of-Arrival) des trajets. L'idée d'exploiter

l'information angulaire des trajets a été présentée dans [9] dans le cas du MSF, et a permis de réduire considérablement la vraisemblance des positions fantômes. Dans le cadre du filtrage particulière, nous nous attendons à ce que cela réduise également le poids des particules en ces positions fantômes, limitant ainsi la divergence du nuage de la vraie trajectoire de la cible. L'évaluation de cette solution sur données réelles a montré une nette amélioration du résultat d'estimation de la position cible par rapport au filtre initial.

La suite de cet article est organisée de la manière suivante : la section 2 introduit le modèle d'état et le modèle d'observation. La section 3 présente l'algorithme de filtre particulière. La section 4 expose les résultats de localisation obtenus sur les données réelles. Enfin, la section 5 est dédiée à la conclusion du travail et aux perspectives.

## 2 Modélisation

### 2.1 Modèle d'état

Nous abordons ici le problème du pistage d'une seule cible mobile. A chaque temps discret  $k \in \mathbb{N}$ , l'état dynamique de la cible est caractérisé par le vecteur d'état  $\mathbf{x}_k = [x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k]^T$ , qui inclut à la fois la position courante de la cible en coordonnées cartésiennes  $(x_k, y_k)$  et ses composantes de vitesse  $(\dot{x}_k, \dot{y}_k)$ . Le modèle dynamique de la cible est alors représenté par l'équation d'état linéaire suivante :

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

où

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T_m & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T_m \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

est la matrice de transition qui dépend de la durée  $T_m$  entre deux mesures radar consécutives. Dans la suite,  $k$  désignera indifféremment le temps discret et le numéro de mesure.  $\mathbf{v}_k$  représente le vecteur de bruit d'état dont la loi a priori est supposée être un bruit blanc gaussien de matrice de covariance connue  $\mathbf{Q}_s = \sigma_s^2 \mathbf{I}$ .

### 2.2 Modèle d'observation

Nous supposons que seuls les signaux multi-trajets issus de réflexions spéculaires sont pris en compte, compte tenu de la fréquence radar utilisée. Afin de ne conserver que les signaux multi-trajets provenant de la cible, les échos fixes renvoyés par différentes surfaces réfléchissantes sont supprimés du signal reçu par un filtre de suppression zéro-Doppler. Dans le modèle d'observation, le décalage Doppler est négligé pour des raisons de simplicité. Cependant, il convient de noter que cette information a été exploitée lors de l'étape d'annulation des échos fixes. Sous ces hypothèses, à chaque mesure radar  $k$ , le signal multi-trajets provenant de la cible est collecté par un réseau linéaire de  $Q$  antennes de réception. Le signal reçu par la  $q$ -ème antenne du réseau de réception est donné par :

$$y_{q,k}(t) = \sum_{m=1}^{M(x_k, y_k)} \alpha_{m,k} s(t - \tau_m(x_k, y_k)) e^{j\mathbf{k}_{\theta_m(x_k, y_k)}^T \mathbf{p}_q} + w_{q,k}(t), \quad (3)$$

où  $M(x_k, y_k)$  désigne le nombre de trajets fourni par le modèle lancer de rayons pour la position courante de la cible  $(x_k, y_k)$ .  $\alpha_{m,k}$  est l'amplitude complexe du trajet  $m$ , supposé inconnue, et  $\tau_m(x_k, y_k)$ ,  $\theta_m(x_k, y_k)$  correspondent respectivement au retard aller-retour et à la direction d'arrivée du trajet  $m$ , fournis par le modèle de lancer de rayons.  $\mathbf{k}_\theta = \frac{2\pi}{\lambda} \mathbf{u}_\theta$  est le vecteur d'onde dans la direction de réception  $\theta$ .  $\mathbf{p}_q$  désigne le vecteur de position de la  $q$ -ème antenne.  $w_{q,k}(t)$  représente le bruit d'observation sur cette antenne, supposé gaussien blanc circulaire et de variance  $\sigma_n^2$  connue.

Afin d'économiser le temps de calcul et la mémoire, le filtre adapté au signal radar de référence  $s(t)$  est d'abord appliqué sur  $y_{q,k}$ . La sortie du filtre adapté  $z_{q,k}(t)$  se réécrit :

$$z_{q,k}(t) = \sum_{m=1}^{M(x_k, y_k)} \alpha_{m,k} r(t - \tau_m(x_k, y_k)) e^{j\mathbf{k}_{\theta_m(x_k, y_k)}^T \mathbf{p}_q} + n_{q,k}(t), \quad (4)$$

En prélevant  $N$  échantillons de  $z_{q,k}(t)$  à la cadence  $t_s = 1/B$ , nous obtenons le vecteur d'observation

$$\mathbf{z}_{q,k} = [z_{q,k}(t_s), z_{q,k}(2t_s), \dots, z_{q,k}(Nt_s)]^T. \quad (5)$$

En concaténant les vecteurs d'observation  $\{\mathbf{z}_{q,k}\}_{q=1}^Q$ , nous obtenons l'équation d'observation au temps discret  $k$  :

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{R}(x_k, y_k) \boldsymbol{\alpha}_k + \mathbf{n}_k, \quad (6)$$

où

$$\mathbf{z}_k = [\mathbf{z}_{1,k}^T, \mathbf{z}_{2,k}^T, \dots, \mathbf{z}_{Q,k}^T]^T, \quad (7)$$

$$\mathbf{n}_k = [\mathbf{n}_{1,k}^T, \mathbf{n}_{2,k}^T, \dots, \mathbf{n}_{Q,k}^T]^T, \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\alpha}_k = [\alpha_{1,k}, \alpha_{2,k}, \dots, \alpha_{M(x_k, y_k), k}]^T,$$

$$\mathbf{R}(x_k, y_k) = [\mathbf{r}_1(x_k, y_k), \dots, \mathbf{r}_{M(x_k, y_k)}(x_k, y_k)]. \quad (9)$$

Chaque colonne  $\mathbf{r}_m(x_k, y_k)$  de  $\mathbf{R}(x_k, y_k)$  correspond à un vecteur de signal multi-trajet pour la position cible  $(x_k, y_k)$  :

$$\mathbf{r}_m(x_k, y_k) = \mathbf{r}(\tau_m(x_k, y_k)) \otimes \mathbf{a}(\theta_m(x_k, y_k)), \quad (10)$$

où

$$\mathbf{r}(\tau) = [r(t_s - \tau), r(2t_s - \tau), \dots, r(Nt_s - \tau)] \quad (11)$$

et  $\mathbf{a}(\theta_m(x_k, y_k)) = [e^{j\mathbf{k}_{\theta_m(x_k, y_k)}^T \mathbf{p}_1}, \dots, e^{j\mathbf{k}_{\theta_m(x_k, y_k)}^T \mathbf{p}_Q}]^T$  représente le vecteur directionnel pour la direction  $\theta_m(x_k, y_k)$ .

Le modèle d'observation dans l'équation (6) peut être considéré comme une extension de celui présenté dans [3] afin d'inclure l'information d'angle d'arrivée des trajets. Il convient de souligner que l'équation d'observation est fortement non-linéaire. Pire encore, le vecteur d'observation  $\mathbf{z}_k$  n'est pas lié aux variables d'état  $(x_k, y_k)$  de façon explicite, mais par le biais des paramètres  $\tau_m(x_k, y_k)$  et  $\theta_m(x_k, y_k)$  de chaque vecteur  $\mathbf{r}_m(x_k, y_k)$ , obtenus par une simulation de type lancer de rayons. Ces paramètres, à leur tour, sont liés à  $(x_k, y_k)$  par des relations géométriques complexes et spécifiques à chaque scène urbaine. On peut aussi noter que l'ordre du modèle, *i.e* le nombre de colonnes de la matrice  $\mathbf{R}(x_k, y_k)$ , dépend également de la position de la cible  $(x_k, y_k)$ .

### 3 Dérivation du filtre particulière

La mise en œuvre du filtre particulière nécessite de calculer la vraisemblance de l'observation  $\mathbf{z}_k$  en fonction de l'état de la cible  $\mathbf{x}_k$ . Cependant, le vecteur d'amplitude  $\alpha_k$  est inconnu en raison de la complexité de la modélisation de l'amplitude des trajets, qui dépend de nombreux facteurs inconnus tels que les pertes de propagation, le coefficient de réflexion sur chaque surface réfléchissante, l'angle de présentation de la cible, etc. Une stratégie courante consiste à inclure le vecteur d'amplitude inconnu dans le vecteur d'état des particules pour l'échantillonner [10], mais cela nécessite un modèle d'évolution cohérent de l'amplitude au fil du temps, ce qui n'est pas réaliste dans notre cas. Afin de s'affranchir de l'échantillonnage de la variable d'amplitude, nous proposons de la remplacer par son estimateur MV en utilisant l'approche proposée par [7].

Etant donné le vecteur d'état augmenté  $\mathbf{X}_k = [(\mathbf{x}_k)^T, (\alpha_k)^T]^T$ , le filtre particulière consiste à approximer la densité a posteriori  $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{z}_{1:k})$  par un nuage de  $N_p$  particules pondérées  $\{\mathbf{X}_k^i, w_k^i\}_{i=1}^{N_p}$ . Les particules sont propagées du temps  $k-1$  au temps  $k$  via une procédure en 2 étapes : d'abord, le nouvel état de chaque particule  $\mathbf{X}_k^i$  est tiré à partir de son état précédent  $\mathbf{X}_{k-1}^i$  selon une densité d'importance  $q(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i, \mathbf{z}_{1:k})$ . Ensuite, leur poids respectif est mis à jour via l'équation suivante [6] :

$$\tilde{w}_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{X}_k^i) p(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i, \mathbf{z}_{1:k})}. \quad (12)$$

La densité d'importance peut être factorisée comme suit [7]

$$q(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i, \mathbf{z}_{1:k}) = q(\alpha_k^i | \mathbf{x}_k^i, \mathbf{z}_k) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i). \quad (13)$$

Cela signifie que la position et la vitesse de la cible sont tirées aléatoirement selon l'équation d'état, tandis que le vecteur d'amplitude des trajets est tiré conditionnellement à la position et à la vitesse de la cible à l'instant  $k$  et à l'observation à l'instant  $k$ . Étant donné que le choix de la densité d'importance est laissé à l'utilisateur, nous choisissons la densité d'importance suivante pour la variable d'amplitude [5] :

$$q(\alpha_k^i | \mathbf{x}_k^i, \mathbf{z}_{1:k}) \sim \mathcal{N}(\hat{\alpha}_k^i, \sigma_\alpha^2 \mathbf{I}_{M(x_k^i, y_k^i)}), \quad (14)$$

où  $\hat{\alpha}_k^i$  désigne l'estimateur MV de  $\alpha_k^i$ , donné par :

$$\hat{\alpha}_k^i = [\mathbf{R}(x_k^i, y_k^i)^H \mathbf{R}(x_k^i, y_k^i)]^{-1} \mathbf{R}(x_k^i, y_k^i)^H \mathbf{z}_k, \quad (15)$$

et  $\sigma_\alpha^2$  est une variance ajustable, et  $M(x_k^i, y_k^i)$  est le nombre de trajets correspondant à la position de la particule  $\mathbf{X}_k^i$ . Ici, nous considérons le cas limite où  $\sigma_\alpha^2 \rightarrow 0$ , la densité de probabilité d'importance d'amplitude devient  $q(\alpha_k^i | \mathbf{x}_k^i, \mathbf{z}_{1:k}) = \delta_{\hat{\alpha}_k^i}(\alpha_k^i)$ . Cela signifie que le tirage des  $\alpha_k^i$  à partir de  $q(\alpha_k^i | \mathbf{x}_k^i, \mathbf{z}_{1:k})$  se réduit au calcul de l'estimateur du maximum de vraisemblance. Ainsi, l'équation (12) devient

$$\tilde{w}_k^i \propto w_{k-1}^i \exp\left(-\frac{\|\mathbf{z}_k - \mathbf{R}(x_k^i, y_k^i) \hat{\alpha}_k^i\|^2}{\sigma_n^2}\right), \quad (16)$$

ce qui correspond au filtre particulière GLRT proposé dans [7]

où la quantité  $\exp\left(-\frac{\|\mathbf{z}_k - \mathbf{R}(x_k^i, y_k^i) \hat{\alpha}_k^i\|^2}{\sigma_n^2}\right)$  est proportionnelle

à la fonction de vraisemblance du filtre sous-espace adapté (MSF). Les poids des particules sont ensuite normalisés de telle sorte que  $\sum_{i=1}^{N_p} w_k^i = 1$ . Après la normalisation, une étape de rééchantillonnage peut être nécessaire afin de prévenir la dégénérescence des particules [6]. Le critère de rééchantillonnage habituel est fourni par une estimation du nombre de particules effectives  $\hat{N}_{eff} = 1 / \sum_{i=1}^{N_p} (w_k^i)^2$  qui est comparé à un seuil  $N_{thres}$ . Enfin, une estimation de la position cible au temps  $k$  peut être obtenue à partir de l'approximation de la densité a posteriori fournie par le nuage de particules, en utilisant par exemple un estimateur d'erreur quadratique moyenne minimale (MMSE) :

$$\hat{x}_k = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} w_k^i x_k^i \quad \text{et} \quad \hat{y}_k = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} w_k^i y_k^i. \quad (17)$$

### 4 Résultats expérimentaux

Dans cette section, nous comparons la localisation du filtre particulière avec plusieurs antennes de réception Rx (retard et angle) et une seule antenne Rx (retard seul). Nous comparons également les résultats obtenus avec ceux de l'algorithme de localisation sans pistage basé sur le MSF.

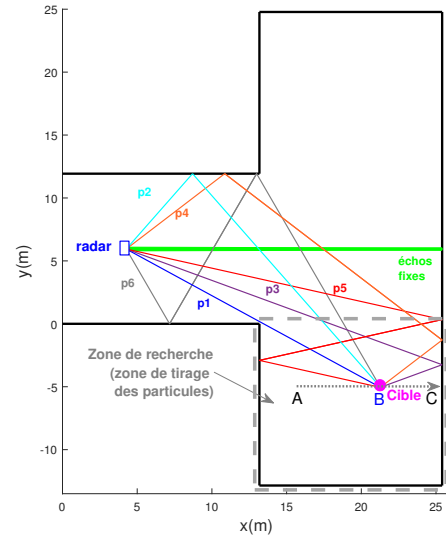


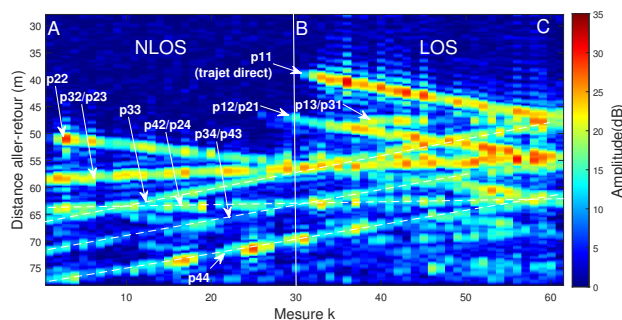
FIGURE 1 : La scène urbaine considérée pour les mesures réelles et les rayons modélisant les chemins de propagation des trajets. La ligne en pointillé entre A et C marque la trajectoire de la cible.

#### 4.1 Configuration

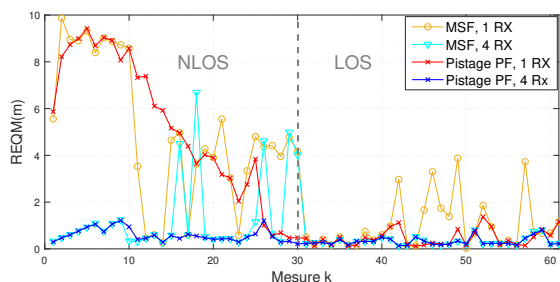
Le système radar utilisé pour l'expérimentation [11] dispose d'un réseau linéaire de  $Q = 4$  antennes de réception (Rx), qui sont espacées de  $\lambda/2$ . Ce dispositif permet une résolution angulaire  $\Delta_\theta \approx 40^\circ$ . Un signal radar  $s(t)$ , de fréquence porteuse  $f_c = 24,05$  GHz, est émis par une seule antenne sous forme d'un train de  $N_{pulses} = 400$  impulsions et de période de répétition  $T_r = 200$   $\mu$ s, ce qui donne une résolution de vitesse radiale de  $\Delta_v = 0,07$  m/s. Chaque impulsion élémentaire est un signal chirp de durée  $T_p = 120$   $\mu$ s et de largeur de bande  $B = 235$  MHz, ce qui résulte en une résolution distance (aller-retour) de  $\Delta_r = c/B = 1,3$  m.

L'expérience se déroule dans une intersection urbaine en forme de T, comme illustré dans la figure 1. Le système radar est placé aux coordonnées  $(4, 26; 5, 94)$ , tandis que la cible piéton se déplace de  $A(15, 88, -5, 05)$  à  $C(25, 41, -5, 05)$ , et apparaît en LOS en  $B(20, 58, -5, 05)$ . Tout au long de son déplacement, la cible est mesurée 61 fois par le radar à un intervalle de temps de  $T_m = 80$  ms. Après prétraitement, le vecteur d'observation sur une antenne RX, obtenu à chaque mesure, est présenté dans la Fig. 2a. Différents rayons peuvent être identifiés sur Fig. 1 et Fig. 2a, où  $p_{ab}$  représente le chemin de propagation de l'onde allant par  $a$  et venant par  $b$ .

Pour mettre en place le filtre particulaire, les positions des particules sont initialisées dans la zone de recherche indiquée sur Fig. 1, tandis que leurs vitesses sont tirées uniformément dans l'intervalle  $[-2, 2]$  m/s. A l'instant  $k = 0$  les particules sont initialisées avec des poids égaux  $1/N_p$ . Il est important de noter que la mise à jour des poids nécessite d'évaluer la matrice  $\mathbf{R}(x_k^i, y_k^i)$  en temps réel par simulation de lancer de rayons, ce qui s'avère très coûteux en calcul. Pour remédier à cela, la zone de recherche est discrétisée en  $J = 6155$  cellules de taille  $0,16 \times 0,16$  m, soit  $1/8$  de la résolution distance. Pour chaque position  $(x_j, y_j)$  située au centre de chaque cellule  $j$ , la matrice  $\mathbf{R}(x_j, y_j)$  est pré-calculée et stockée à l'avance. Cela nous permet d'approximer raisonnablement  $\mathbf{R}(x_k^i, y_k^i)$  par la matrice de la position de cellule la plus proche  $\mathbf{R}(x_j, y_j)$ . Le nombre de particules est choisi égal au nombre de cellules, *i.e*  $N_p = 6155$  et le seuil de dégénérescence  $N_{thres}$  est choisi égal à  $N_p/100 \approx 61$ . Enfin, la variance du bruit d'état est fixée empiriquement à  $\sigma_s^2 = 0,1$ .



(a) Vecteurs d'observation au cours du temps



(b) Erreur de localisation

FIGURE 2 : Vecteur d'observation et erreur de localisation calculée à chaque mesure/temps  $k$  pour les algorithmes MSF et filtre particulaire dans les cas 1 antenne et 4 antennes.

## 4.2 Résultats

Nous présentons en Fig. 2b la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (REQM) d'estimation de la position cible à

chaque mesure/temps  $k$  sur données réelles. On observe que l'estimation par pistage donne de meilleurs résultats que le MSF. Cependant, le filtre particulaire utilisant l'information retard seule (1 antenne Rx) ne converge vers la bonne trajectoire que vers la fin de la zone NLOS. En revanche, dans le cas d'un filtre particulaire exploitant l'information supplémentaire angulaire (4 antennes Rx), de bons résultats de localisation ont été obtenus sur l'ensemble de la trajectoire de la cible avec un écart-type sur l'erreur de position qui reste en général inférieur à 1 m ( $\approx$  résolution distance).

## 5 Conclusion

Nous avons proposé une solution pour améliorer les performances du filtre particulaire GLRT pour l'estimation de la position d'une cible NLOS en utilisant l'information d'angle d'arrivée fournie par un réseau d'antennes linéaire. Les résultats obtenus sur données réelles ont mis en évidence cette amélioration, avec une convergence plus rapide vers la bonne trajectoire de la cible. Dans nos travaux futurs, nous envisageons d'améliorer davantage les performances de pistage en explorant des choix de densité d'importance améliorés.

## Références

- [1] A. Sume et al., "Radar Detection of Moving Targets Behind Corners," in IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 49, no. 6, pp. 2259-2267, 2011.
- [2] O. Rabaste, E. Colin-Koeniguer, D. Poullin, A. Cheryly, J.F. Petex, H.K. Phan, "Around-the-corner radar : detection of a human being in non-line of sight", IET Radar, Sonar & Navigation, 2015, 9, (6), pp. 660-668.
- [3] K. Thai, O. Rabaste, J. Bosse, D. Poullin, I. H. Sáenz, T. Letertre, T. Chonavel, "Detection-Localization Algorithms in the Around-the-Corner Radar Problem," in IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 55, no. 6, pp. 2658-2673, 2019.
- [4] L. L. Scharf and B. Friedlander, "Matched subspace detectors," in IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 42, no. 8, pp. 2146-2157, 1994.
- [5] K. Thai, O. Rabaste, J. Bosse and T. Chonavel, "GLRT Particle Filter for Tracking Nlos Target in Around-the-Corner Radar," 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp. 3216-3220, 2018.
- [6] M. S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon and T. Clapp, "A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking," in IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 50, no. 2, Feb. 2002.
- [7] O. Rabaste, C. Riche and A. Lepoutre, "Long-time coherent integration for low SNR target via particle filter in Track-Before-Detect," 15th International Conference on Information Fusion, Singapore, 2012.
- [8] Vermaak, Doucet and Perez, "Maintaining multimodality through mixture tracking," Proceedings Ninth IEEE International Conference on Computer Vision, Nice, France, 2003.
- [9] B. Pham, O. Rabaste, Jonathan Bosse, I. Hinostroza, T. Chonavel. Apport de l'information angulaire pour la réduction des ambiguïtés de localisation en radar "Around-the-corner". GRETSI 2022, Nancy, France, Sep 2022.
- [10] G. Storvik, "Particle filters for state-space models with the presence of unknown static parameters," in IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 50, no. 2, pp. 281-289, 2002.
- [11] TINYRAD 24 GHz Demonstration Platform, URL: <https://www.analog.com/en/design-center/evaluation-hardware-and-software/evaluation-boards-kits/eval-tinyrad.html>