

Imagerie Radar Opportuniste basée sur un signal OFDM dédié au multiplexage spatial des utilisateurs

Jean-Baptiste DORÉ David DEMMER Benoit DENIS

CEA-Leti, Université de Grenoble Alpes, 17 Avenue des Martyrs, 38054 Grenoble, France.

Résumé – Dans ce travail, nous abordons l’utilisation d’une approche opportuniste pour l’imagerie radar en exploitant un signal OFDM. L’approche considérée ne dégrade pas les performances de communication du système et se base sur une estimation du canal radar à partir des signaux de référence et de signaux porteurs des données destinés aux utilisateurs dans un contexte de multiplexage spatial. Nous démontrons comment ce système peut être utilisé pour réaliser une imagerie efficace, en tirant parti des signaux existants pour optimiser la collecte de données radar. Cette méthode ouvre la voie à de nouvelles possibilités pour l’intégration des systèmes radar dans les réseaux de communication modernes.

Abstract – In this work, we address the use of an opportunistic approach for radar imaging by exploiting an OFDM signal. This technique includes both pilot data and precoding data, enabling spatial multiplexing of users. We demonstrate how this system can be used to perform efficient imaging by leveraging existing signals to optimize radar data collection. This method paves the way for new possibilities for integrating radar systems into modern communication networks.

1 Introduction

L’intégration de fonctions radar dans un système de télécommunications est une perspective prometteuse pour les futurs réseaux sans fil [1]. Ces solutions visent à offrir de nouveaux services tout en optimisant la gestion des ressources spatiales dans un système Multiple Input Multiple Output (MIMO) multi-utilisateurs.

Plusieurs approches sont étudiées dans la littérature [1, sect. III-C]. Certaines sont centrées sur la communication, tandis que d’autres privilégient la fonction radar. Dans les approches centrées sur la communication, une fonction radar est ajoutée à un système de communication existant. Cette intégration repose sur le multiplexage de signaux dédiés au radar et aux communications. Ce multiplexage peut être spatial, temporel, fréquentiel, ou reposer sur une combinaison de ces dimensions. Cette méthode impose cependant des contraintes sur les capacités de communication. Une autre approche consiste à optimiser conjointement la forme d’onde pour le radar et la communication [1, sect. IV]. Cette solution limite les performances globales, s’éloignant ainsi des performances optimales pour chacune des deux fonctions.

Les radars utilisant le concept du MIMO ont été largement étudiés dans la communauté radar [2] et permettent une meilleure séparation des objets dans un environnement complexe grâce à la diversité spatiale.

L’approche explorée dans ce travail est opportuniste et entièrement dépendante du système de communication. Cela permet d’optimiser les performances de communication sans compromis, mais au détriment d’une qualité de service radar non garantie. Des travaux utilisant la norme IEEE 802.11ad fonctionnant à 60 GHz ont montré la faisabilité d’un tel concept [3]. Les paquets de contrôle transmis lors de la phase dite du Sector Level Sweep du protocole de formation de faisceau sont exploités pour détecter de manière opportuniste les objets environnants et estimer leur position, leur vitesse radiale et l’amplitude du signal rétrodiffusé. Le travail présenté ici va plus loin en généralisant cette technique à des signaux porteurs des données dont la structure est inconnue. De plus, il exploite ces informations en les combinant avec celles issues de sous-

porteuses pilotes orthogonales dans l’espace. Un algorithme est proposé, et ses performances sont analysées.

2 Modélisation du système

Nous considérons un système Integrated Sensing and Communication (ISAC) s’appuyant sur une technique MIMO Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM). Dans ce contexte, le radar proposé est qualifié d’opportuniste, car il se compose uniquement d’un récepteur, co-localisé avec l’émetteur-récepteur de communication, et d’une chaîne logicielle dédiée au traitement du signal reçu. La fonction radar n’a aucun impact sur le système de communication principal.

Nous supposons une forme d’onde OFDM. De plus, nous considérons qu’un précodage numérique est effectué sur M antennes pour le multiplexage spatial de K utilisateurs. Sans perte de généralité et pour simplifier la notation, nous considérons que le système étudié possède le même nombre d’antennes de réception que d’antennes d’émission. Le vecteur reçu par le radar à la sortie de la transformée de Fourier, $\mathbf{r}_{k,n} \in \mathbb{C}^{1 \times M}$, pour le symbole OFDM n et la sous-porteuse k , est donné par :

$$\mathbf{r}_{k,n} = \sqrt{P_{k,n}} \mathbf{H}_{k,n} \mathbf{W}_{k,n} \mathbf{s}_{k,n} + \mathbf{w}_{k,n}, \quad (1)$$

où $P_{k,n} \in \mathbb{R}$ est la puissance allouée, $\mathbf{H}_{k,n} \in \mathbb{C}^{M \times M}$ est la réponse en fréquence de la scène, $\mathbf{W}_{k,n} \in \mathbb{C}^{M \times K}$ est le précodage, $\mathbf{s}_{k,n} \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ est le symbole complexe transmis, et $\mathbf{w}_{k,n} \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ est le vecteur de bruit. Ce dernier suit une distribution gaussienne à moyenne nulle, avec des composantes non corrélées et une variance de σ_w^2 pour chaque composante. Il est supposé indépendant de k et n . La structure de la trame comprend plusieurs types de symboles. Parmi eux, les symboles pilotes, dit Channel State Information Reference Signal (CSI-RS), qui permettent une estimation complète de la matrice de canal. Ces pilotes sont orthogonaux dans l’espace. Par conséquent, en utilisant ce type de pilote, le radar est capable de mesurer l’information d’état du canal $\mathbf{H}_{k,n}$ avec la contribution de la cible.

Si le vecteur $\mathbf{s}_{k,n}$ n’est pas du type CSI-RS, nous supposons qu’il s’agit d’un symbole complexe (qui peut appartenir à un

⁰ Ce travail a été financé par l’ANR dans le cadre de France 2030 et du projet PEPR Réseaux du futur, NF-YACARI (ANR-22-PEFT-0005).

alphabet dérivé de la modulation Quadrature amplitude modulation (QAM), ou être nul si la sous-porteuse n'est pas allouée à un utilisateur donné). Le temps consacré à la transmission des symboles CSI-RS est largement inférieur à celui dédié aux symboles de données. Ainsi, notre objectif est de créer une image de la scène en (i) obtenant une connaissance complète du canal sur une courte période grâce aux CSI-RS, ce qui limite la possibilité d'une intégration cohérente significative, et (ii) en exploitant le signal utile.

Nous considérons un signal transmis à une fréquence F_c avec une largeur de bande B , caractérisée par un espacement inter-sous-porteuses (ICS) f_{ICS} tel que $B = f_{ICS}N_c$, avec N_c le nombre de sous-porteuses. Nous faisons l'hypothèse d'un modèle simplifié pour chaque cible, avec un unique point de diffusion ayant une surface équivalente radar (Radar Cross Section (RCS)) complexe $\sigma e^{j\Phi}$. Nous supposons implicitement que la RCS est constante sur la largeur de bande considérée et indépendante de l'antenne de réception. En effet, la largeur de bande étant suffisamment étroite, la dépendance fréquentielle de la RCS peut être négligée. Cela signifie que les variations de la RCS sur la plage de fréquences d'intérêt sont faibles et peuvent être considérées comme constantes.

De plus, la cible est supposée stationnaire, ce qui signifie que ses propriétés physiques (telles que la forme, l'orientation et le matériau) ne changent pas pendant la transmission et la réception du signal selon l'angle d'incidence du signal d'illumination. Des cibles plus complexes peuvent être modélisées comme plusieurs points de diffusion.

Sous toutes ces hypothèses, et en considérant une ligne de visée directe avec les cibles, la matrice de canal $\mathbf{H}_{k,n}$ peut s'écrire comme :

$$[\mathbf{H}_{k,n}]_{l,m} = \sum_{p=0}^{P-1} \frac{\sigma_p \lambda_k}{(4\pi)^{3/2} d_n^{l,p} d_n^{p,m}} e^{j\Phi_p} e^{j2\pi \frac{(d_n^{l,p} + d_n^{p,m})}{\lambda_k}}, \quad (2)$$

où $\lambda_k = c/f_k$, f_k la fréquence de la sous-porteuse k , c la vitesse de la lumière, $d_n^{l,p}$ étant la distance tridimensionnelle (3D) entre l'antenne d'émission l et la cible p à l'instant n , et $d_n^{p,m}$ la distance 3D entre la cible p et l'antenne de réception m à l'instant n . Φ_p est la phase de la RCS complexe, supposée indépendante de la fréquence.

Il est important de noter que le gain d'antenne dans la direction de la cible, ainsi que le déphasage, ne sont pas pris en compte. Il est évident que si l'on dispose de ces connaissances, ils peuvent être ajoutés dans le modèle.

Dans la section suivante, nous proposons de démontrer comment générer une image à partir des différentes caractéristiques d'observation.

3 Algorithmes d'imagerie

Dans cette section, nous décrivons l'algorithme d'imagerie. Nous présentons d'abord une formulation générale du problème de détection, en considérant la mesure du canal complet à l'aide des pilotes. Ensuite, nous discutons des techniques d'imagerie quand les données précodées sont utilisées.

3.1 Imagerie basée sur les pilotes

Nous considérons d'abord la réception bruitée de la matrice complète du canal. Pour représenter les signaux reçus sous une forme compacte, nous les exprimons sous la forme d'un vecteur $\tilde{\mathbf{z}}_n$, qui concatène toutes les fréquences et toutes les antennes. Le vecteur de canal bruité reçu peut s'exprimer

comme suit :

$$\tilde{\mathbf{h}}_n^{est} = \sum_{p=0}^{P-1} \sigma_p e^{j\Phi_p} \tilde{\mathbf{h}}_{p,n} + \tilde{\mathbf{z}}_n, \quad (3)$$

où $\tilde{\mathbf{h}}_{p,n}$ modélise l'ensemble du canal dépendant de la fréquence et des antennes, décrit dans l'équation (2). $\tilde{\mathbf{z}}_n$ représente le vecteur de bruit de variance σ_z^2 . Le problème d'imagerie peut être formulé comme la minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre le modèle *a priori* et la mesure $\|\tilde{\mathbf{h}}_n^{est} - \mathbf{h}^{ap}\|^2$, tout en ajoutant un critère de type Constant False Alarm Rate (CFAR) pour gérer le cas où il n'y a pas de cible. Sans perte de généralité, nous utiliserons le modèle *a priori* présenté dans la section 2. La mise en place de ce problème d'optimisation présente des défis importants. La fonction de coût à minimiser comporte de nombreux minima locaux redondants, rendant difficile l'implantation d'un algorithme d'optimisation efficace. De plus, cette approche nécessite une connaissance préalable du nombre de cibles à traiter. Nous proposons donc de nous concentrer sur un algorithme plus simple, plus facile à mettre en œuvre.

Étant donné un modèle de propagation *a priori* \mathbf{h}^{ap} , nous pouvons formuler un problème de détection classique impliquant $5P$ variables réelles : la position (x, y, z) et la RCS complexe. Nous définissons une grille spatiale 3D en établissant pour chaque cellule un problème de détection. Ce problème s'exprime de la manière suivante :

$$\text{Sous } H_0 : \tilde{\mathbf{h}}_n^{est} = \tilde{\mathbf{w}}_n,$$

$$\text{Sous } H_1 : \tilde{\mathbf{h}}_n^{est} = \sigma_p e^{j\Phi_p} \mathbf{h}^{ap}(x, y, z) + \tilde{\mathbf{w}}_n,$$

où H_0 représente l'absence de cible et H_1 représente la présence d'une cible. La fonction de densité de probabilité (PDF) sous chaque hypothèse est donnée sous H_0 par :

$$p(\tilde{\mathbf{h}}_n^{est} | H_0) \propto e^{-\frac{\sum_i |\tilde{h}_n^{est}|^2}{\sigma_z^2}}, \quad (4)$$

et sous H_1 :

$$p(\tilde{\mathbf{h}}_n^{est} | H_1, \sigma_p, \Phi_p) \propto e^{-\frac{\sum_i |\tilde{h}_n^{est} - \sigma_p e^{j\Phi_p} \mathbf{h}^{ap}(x, y, z)|^2}{\sigma_z^2}}. \quad (5)$$

Afin de maximiser la vraisemblance sous H_1 , nous cherchons à estimer la RCS complexe, $\rho_n^0 = \sigma_p e^{j\Phi_p}$ à partir des observations $\tilde{\mathbf{h}}_n^{est}$. En utilisant l'estimateur du maximum de vraisemblance, nous pouvons obtenir une estimation de la RCS complexe, ρ_n^0 comme suit :

$$\rho_n^0(x, y, z) = \frac{\sum_i [\mathbf{h}^{ap}(x, y, z)]_i^* [\tilde{\mathbf{h}}_n^{est}]_i}{\|\mathbf{h}^{ap}(x, y, z)\|_2^2}, \quad (6)$$

où $\|\mathbf{u}\|_2$ est la norme 2 du vecteur \mathbf{u} . Cette estimation est ensuite substituée dans le rapport de vraisemblance général (Generalized Likelihood Ratio Test (GLRT)). En prenant le logarithme et en simplifiant, la statistique de test devient :

$$T^0(x, y, z) = |\rho_n^0(x, y, z)|^2. \quad (7)$$

Pour déterminer la présence d'une cible, nous comparons $T^0(x, y, z)$ à un seuil T_0^0 . Ce seuil est choisi de manière à satisfaire une probabilité de fausse alarme donnée (P_{FA}).

3.2 Imagerie basée sur les données

Alors que le premier algorithme suppose l'acquisition de la matrice complète du canal, nous nous concentrons ici sur le cas où, après FFT, un vecteur de M échantillons pour chaque sous-porteuse est acquis. Cela se produit lorsqu'un symbole complexe connu est transmis avec une matrice de précodage connue, comme décrit dans l'équation (1). Définissons $\mathbf{a}_{k,n} = \mathbf{W}_{k,n} \mathbf{s}_{k,n}$ comme le vecteur complexe à traiter. En suivant la même approche et en dérivant le problème de détection sur une grille, nous pouvons obtenir une estimation du complexe $\rho_n^1(x, y, z)$ comme suit :

$$\rho_n^1(x, y, z) = \frac{\sum_k \sqrt{P_{k,n}} \sum_i [\mathbf{H}_k^{ap}(x, y, z) \mathbf{a}_{k,n}]_i^* [\mathbf{r}_{k,n}]_i}{\sum_k P_{k,n} \|\mathbf{H}_k^{ap}(x, y, z) \mathbf{a}_{k,n}\|_2^2}, \quad (8)$$

où $\mathbf{H}_k^{ap}(x, y, z)$ est le modèle *a priori* de la matrice du canal pour la sous-porteuse k d'une cible située à la position (x, y, z) . La statistique de test devient :

$$T^1(x, y, z) = |\rho_n^1(x, y, z)|^2. \quad (9)$$

Il est important de mentionner que la performance du détecteur dépend de nombreux paramètres, y compris la fonction de précodage, l'allocation des sous-porteuses et la modulation choisie.

Par exemple, il est évident que si une cible radar se trouve dans la même direction qu'un des faisceaux destinés aux récepteurs de communication, nous sommes susceptibles d'avoir une meilleure probabilité de détection que si la cible se trouve dans une zone d'ombre d'illumination. Par ailleurs, si les signaux de données sont modulés en amplitude, comme les signaux de type 2^s -QAM, $s > 2$, les fluctuations d'énergie par symbole et donc par sous-porteuses induisent des fluctuations de rapport signal-sur-bruit sur l'estimation radar qui peuvent en limiter les performances. A noter que tous ces effets sont modélisés dans notre proposition.

L'intérêt de la solution proposée réside dans la prise en compte de toutes les caractéristiques du signal émis afin de maximiser la performance de détection sur l'ensemble des données disponibles. De plus, la réduction du bruit de fond est essentielle pour de bonnes performances de détection. Généralement, une intégration cohérente est effectuée. Cependant, dans ce cas particulier, ce n'est pas possible car le signal reçu est une combinaison linéaire de la matrice du canal, du précodage et du symbole, ces deux derniers pouvant varier dans le temps. La solution proposée consiste à sommer les corrélations du GLRT (numérateur et dénominateur). Bien entendu, l'intégration cohérente n'a de sens que si le temps d'intégration est court par rapport à la mobilité de la cible.

3.3 Combinaison des deux approches

Comme mentionné précédemment, d'une part, la connaissance complète du canal offre une vue détaillée du canal mais est limitée par (i) le faible nombre d'échantillons temporels (pilotes) et (ii) l'absence de gain de beamforming. D'autre part, l'utilisation des échantillons de données précodées améliore le budget de liaison, mais cet avantage ne se réalise que dans la direction du précodage, qui varie dans le temps. Une solution envisageable consisterait à intégrer ces différentes approches de manière cohérente.

En appliquant la même méthode que celle présentée dans la section précédente, il est possible de combiner astucieusement les informations d'estimation de la RCS en utilisant l'approche

suivante¹ :

$$\rho = \frac{1/\sigma_z^2 \sum_{n \in \mathcal{N}_0} \alpha_n^0 \rho_n^0 + 1/\sigma_w^2 \sum_{n \in \mathcal{N}_1} \alpha_n^1 \rho_n^1}{1/\sigma_z^2 \sum_{n \in \mathcal{N}_0} |\alpha_n^0|^2 + 1/\sigma_w^2 \sum_{n \in \mathcal{N}_1} |\alpha_n^1|^2}, \quad (10)$$

où \mathcal{N}_0 est l'ensemble des indices de symboles pilotes et \mathcal{N}_1 est l'ensemble des indices de symboles utiles. α_n^0 et α_n^1 sont définis comme suit :

$$\alpha_n^0(x, y, z) = \|\mathbf{h}^{ap}(x, y, z)\|_2^2, \quad (11)$$

$$\alpha_n^1(x, y, z) = \sum_k P_{k,n} \|\mathbf{H}_k^{ap}(x, y, z) \mathbf{a}_{k,n}\|_2^2. \quad (12)$$

Enfin, la statistique de test devient :

$$T(\tilde{\mathbf{r}}, \tilde{\mathbf{h}}^{est}) = |\rho|^2 \left(1/\sigma_z^2 \sum_{n \in \mathcal{N}_0} |\alpha_n^0|^2 + 1/\sigma_w^2 \sum_{n \in \mathcal{N}_1} |\alpha_n^1|^2 \right). \quad (13)$$

Cette formulation du problème est particulièrement bien adaptée à la nature aléatoire et hétérogène du signal transmis. Les performances du modèle dépendent largement du modèle *a priori* utilisé pour caractériser la propagation. Ce modèle est générique et fonctionne indépendamment de la distribution des antennes, qu'elles soient co-localisées ou distribuées. Un modèle plus précis, intégrant par exemple le diagramme de rayonnement des antennes, améliorerait encore les performances d'estimation. Bien entendu, l'allocation de ressources dédiées à la fonction radar avec de bonnes propriétés contribuera également à améliorer les performances et peut être facilement intégrée dans le cadre proposé. L'algorithme proposé ne traite pas directement le problème de détection, mais vise plutôt à positionner une cible sur une carte 3D. Après les étapes décrites, une phase de prise de décision pourrait être envisagée, par exemple en utilisant un algorithme de type CFAR, où le bruit est estimé à partir des cellules adjacentes afin de déterminer un seuil associé à une probabilité de fausse alarme donnée [4]. Enfin, le traitement radar fournit une représentation de la position d'une ou plusieurs cibles. Il existe deux options pour surveiller la vitesse : (i) Post-traiter l'image de sortie afin d'extraire les vecteurs de mouvement et la vitesse. (ii) Extraire le décalage Doppler à partir de l'estimation complexe de la RCS. Ce point dépasse le cadre de l'article.

4 Évaluations numériques

Cette section illustre le cadre proposé et en évalue les performances. Pour simplifier la description du concept, nous faisons les hypothèses suivantes. Toutes les sous-porteuses sont utilisées pour la transmission de données et un seul utilisateur est alloué. Les précodeurs sont des précodeurs à formation de faisceau simple et le schéma de modulation est toujours Quadrature phase-shift keying (QPSK). On considère un réseau d'antennes horizontal à 16 éléments espacés linéairement et uniformément de $\lambda/2$ et positionné à une hauteur de 4 mètres du sol. Les simulations numériques ont été réalisées en considérant une fréquence porteuse de 14,9 GHz (FR3) et une largeur de bande de 200 MHz. Le système exploite 256 sous-porteuses et la surface équivalente radar utilisée dans les simulations est de 1 m^2 . Un premier scénario est considéré, où 20 cibles statiques sont disposées dans un espace de $15 \times 30 \text{ m}$. Un utilisateur est positionné dans le même plan que les cibles $z = 1, 5 \text{ m}$ à la position $(7, 7, 1, 5)$. On considère un symbole pilote $\text{card}(\mathcal{N}_0) = 1$ et $\text{card}(\mathcal{N}_1) = 5$ symboles pour les données. Les résultats des algorithmes proposés (qui incluent un critère CFAR) sont illustrés dans la Figure 1 avec une grille dont les cellules sont de taille $25 \times 25 \text{ cm}$. L'image obtenue à

¹La dépendance à (x, y, z) a été supprimée pour simplifier la notation.

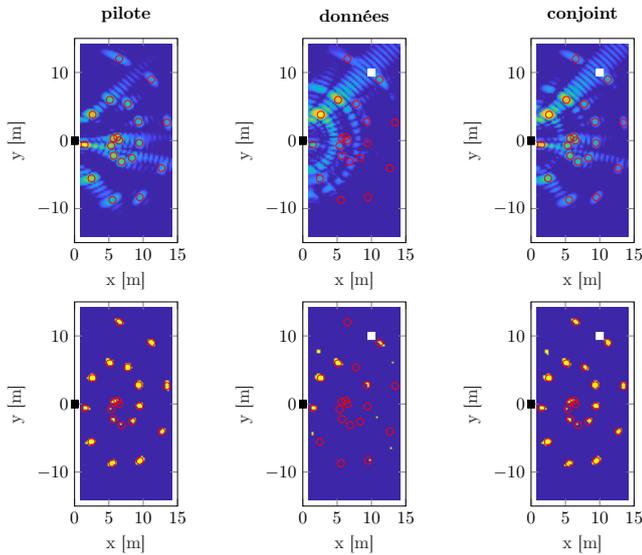
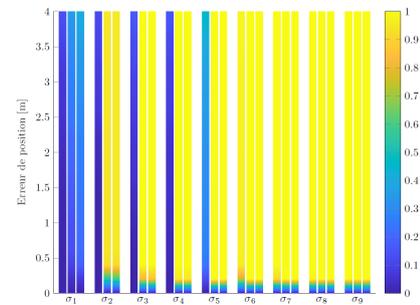


FIGURE 1 : Imagerie et décision 2D (resp. haut et bas) dans le plan $z = 1,5$ m pour les trois méthodes décrites. Échelle logarithme avec 40 dB de dynamique. Le carré blanc montre la position du récepteur de communication et les ronds rouges la position des cibles.

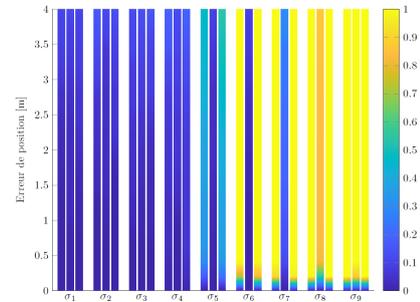
partir des données pilotes permet de visualiser clairement les cibles réparties dans l'espace, avec une dynamique de signal relativement modérée. L'image générée avec les données recueillies offre une bonne représentation des cibles surtout dans la direction de l'utilisateur, accompagnée de phénomènes de migration angulaire pouvant générer des fausses alarmes. La combinaison des deux permet d'obtenir une image complète de la scène. Le résultat d'un processus de décision basé sur un algorithme de décision CFAR par moyennage de cellules (fenêtre de 13×13 cellules pour l'estimation du bruit, probabilité de fausse alarme 10^{-3}) est aussi illustré à titre indicatif.

La Figure 2 présente les fonctions de répartition cumulative (CDF) de l'erreur de position d'une cible. Neuf niveaux de bruit sont considérés, et deux cas sont étudiés. Dans le premier cas (Figure 2a), la cible est située dans la zone éclairée par l'utilisateur réalisant une communication. Dans le second cas (Figure 2b), la cible se trouve en dehors du lobe principal qui éclaire l'utilisateur. La puissance de bruit $\sigma_{k, 1 \leq k \leq 9}$ correspond à un rapport de puissance de signal réfléchi sur la puissance du bruit de $-60 + 5(k - 1)$ dB pour le signal pilote, $-36 + 5(k - 1)$ dB pour la cible quand elle est dans la direction de l'utilisateur et, $-66 + 5(k - 1)$ dB sinon. L'estimation de la position est réalisée par la création d'une image sur une grille de 25×25 cm dans le plan de la cible, suivie de l'application d'un algorithme CFAR et de la recherche d'un maximum. Pour chaque niveau de bruit, la première des 3 barres correspond à l'algorithme traitant les pilotes, la seconde à l'algorithme traitant les données, et la troisième au traitement conjoint (1 symbole de pilote et 6 symboles de données). Comme prévu, lorsque la cible se trouve dans la direction de l'utilisateur, les performances de positionnement sont meilleures en utilisant le signal issu des données.

En revanche, lorsque la cible est en dehors de cette direction, elle ne bénéficie pas du gain de beamforming, et les meilleures performances sont alors obtenues en utilisant les pilotes. Le traitement conjoint offre systématiquement les meilleures performances, ce qui était l'objectif recherché.



(a) cible dans le faisceau



(b) cible en dehors du faisceau

FIGURE 2 : CDF de l'erreur de position, pour deux scénarios.

5 Conclusions et perspectives

Dans cet article, nous avons étudié un système ISAC opportuniste exploitant les signaux d'une transmission OFDM. Nous avons proposé un algorithme conjoint qui combine les informations issues des symboles pilotes et des symboles de données. Nous avons illustré ce concept à travers un exemple d'imagerie et une analyse des performances de positionnement en 2D. Les résultats obtenus mettent en évidence l'intérêt de cette approche, bien que le caractère opportuniste de la fonction radar ne permette pas la garantie d'un certain niveau de performance. En effet, celles-ci dépendent fortement du trafic cellulaire et des directions éclairées.

Les travaux futurs se concentreront sur une analyse plus approfondie des performances, notamment sur l'impact des imperfections du système, telles que le couplage émetteurs/récepteurs. L'extension des travaux en intégrant une coopération/fusion de données entre plusieurs sites puis aux systèmes MIMO multi-statique (communication en MIMO distribué) sera étudiée.

Références

- [1] Fan LIU, Yuanhao CUI, Christos MASOUIROS, Jie XU, Tony Xiao HAN, Yonina C. ELDAR et Stefano BUZZI : Integrated Sensing and Communications : Toward Dual-Functional Wireless Networks for 6G and Beyond. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022.
- [2] F.C. ROBEY, S. COUTTS, D. WEIKLE, J.C. MCHARG et K. CUOMO : MIMO radar theory and experimental results. *In Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2004., 2004.
- [3] Emanuele GROSSI, Marco LOPS, Luca VENTURINO et Alessio ZAPPONE : Opportunistic Radar in IEEE 802.11ad Networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018.
- [4] Mark RICHARDS : *Fundamentals of Radar Signal Processing*. McGraw Hill, 2005.