

Apport de l'information angulaire pour la réduction des ambiguïtés de localisation en radar "Around-the-corner"

Ba-Huy PHAM^{1,2}, Olivier RABASTE¹, Jonathan BOSSE¹, Israel HINOSTROZA², Thierry CHONAVEL³

¹DEMR, ONERA, Université Paris-Saclay, F-91123 Palaiseau, France

²SONDRA, CentraleSupélec, Université Paris-Saclay, 91190 Gif-sur-Yvette, France

³Lab-STICC, UMR CNRS 6285, F-29238 Brest, France

{ba.huy.pham, olivier.rabaste, jonathan.bosse}@onera.fr,
israel.hinostroza@centralesupelec.fr, thierry.chonavel@imt-atlantique.fr

Résumé – Le radar around-the-corner est une technique récente développée pour détecter et localiser des cibles en absence de ligne de vue directe (NLOS pour Non-Line of Sight). L'utilisation du filtre adapté sous-espace (SMF pour Subspace Matched Filter) permet de formaliser dans ce contexte les problèmes de détection et d'estimation avec des multi-trajets de façon similaire à ceux du radar conventionnel. Le problème majeur rencontré dans la localisation est la présence d'ambiguïtés fortes - des positions fantômes susceptibles de biaiser l'estimation de la position de la cible. Cet article a pour objectif de proposer une solution permettant de réduire ces ambiguïtés grâce à l'apport d'informations supplémentaires fournies par l'angle d'arrivée des multi-trajets.

Abstract – Around-the-corner radar technique aims at detecting and locating targets in the absence of direct line of sight (NLOS for Non-Line of Sight). The use of the Subspace Matched Filter (SMF) in this context enables to formalize the detection/estimation problem with multipaths in a similar way to that of conventional radar. The main issue lies in the presence of significant amount of localization ambiguities - ghost positions that may skew the localization of the target. This paper aims at proposing a solution to reduce these ambiguities by providing additional information about multipaths, in this case their angle of arrival (AoA).

1 Introduction

Les informations portées par les multi-trajets constituent une nouvelle richesse pour les applications radar. En particulier, dans les milieux urbains où la présence d'obstacles tels que les bâtiments bloque la détection en ligne de vue directe (LOS) des cibles d'intérêt, l'exploitation des multi-trajets devient incontournable. Cette technique de radar émergente a un fort potentiel d'application, notamment dans les domaines de la surveillance et des véhicules autonomes.

Plusieurs travaux ont été menés sur ce sujet au cours de la dernière décennie. Les travaux pionniers [1] [2] [3] ont montré la faisabilité de l'exploitation des multi-trajets pour détecter une cible NLOS. Plus récemment, [4] a proposé un algorithme de localisation de cible NLOS exploitant les mesures de retard et angulaire des multi-trajets. [5] [6] partagent une approche similaire de localisation basée sur des méthodes d'association de temps d'arrivée. [7] [8] ont proposé une méthode de localisation multi-cibles en NLOS. Ces méthodes nécessitent tout de même une bonne connaissance de la géométrie de la scène et surtout manquent de robustesse face au bruit. Dernièrement, [9] a utilisé une approche par apprentissage profond pour la détection et le pistage des cibles NLOS dans le contexte automobile.

Contrairement aux études [5], [6], [7] où la position de la cible

en NLOS est déduite à partir des paramètres intermédiaires estimés tels que le retard ou l'angle d'arrivée des multi-trajets, [10] effectue directement le test de détection dans l'espace cible (x, y) avec le filtre adapté sous-espace (SMF) [13]. Son approche, dite «1-step» est souvent plus performante [14] mais son critère de localisation, basé uniquement sur l'information de retard des trajets, aboutit à des maxima locaux très élevés. Ces derniers, s'apparentant à des lobes secondaires classiques, peuvent être pris pour le maximum absolu en présence de bruit fort [15] et créent ce que l'on appelle des *ambiguïtés de localisation*. Pour pallier ce problème, [11] a proposé d'utiliser le pistage par filtrage particulière afin de lever progressivement les ambiguïtés en exploitant leur incohérence au cours du temps. Bien qu'une nette amélioration ait été observée, cette méthode nécessite plusieurs mesures radar avant de supprimer les ambiguïtés et demeure coûteuse en temps de calcul. À notre connaissance, il n'existe pas encore d'étude approfondie sur le problème d'ambiguïtés de localisation dans la littérature. Cet article a pour objectif de proposer une solution en vue de réduire des ambiguïtés de localisation dans le cas d'une seule mesure radar. Plus précisément, nous généralisons le modèle proposé dans [10] afin de prendre en compte les mesures d'angle d'arrivée des multi-trajets et proposons une expérimentation pour valider cette initiative. Ainsi, la performance de localisation du nouveau modèle a été validée sur des données réelles,

dans le but de la comparer avec celle du modèle initial.

La suite de cet article est organisée de la manière suivante : la section 2 introduit le modèle du signal. La section 3 présente le traitement adapté sous-espace et explique le problème d’ambiguïtés de localisation. La section 4 expose nos résultats de localisation obtenus sur les données mesurées. Enfin, la section 5 est dédiée à la conclusion du travail et aux perspectives.

2 Modélisation du signal

À l’émission, nous supposons un signal radar $s(t)$ à bande étroite et émis par une seule antenne omnidirectionnelle. À la réception, nous considérons un réseau linéaire horizontal de Q antennes de réception. Sous hypothèse de champ lointain, le signal en bande de base reçu par la q -ième antenne élémentaire est donné par

$$r_q(t) = \sum_{m=1}^{M(x,y)} \alpha_m s(t - \tau_m) e^{j\mathbf{k}_{\theta_m}^T \mathbf{x}_q} + n_q(t) \quad (1)$$

$M(x, y)$ est le nombre de trajets rétrodiffusés par la cible située en (x, y) , donné par le modèle de lancer de rayons. α_m , τ_m et θ_m correspondent respectivement à l’amplitude inconnue déterministe, au retard et à l’angle d’arrivée du m -ième trajet. $e^{j\mathbf{k}_{\theta_m}^T \mathbf{x}_q}$ désigne le déphasage spatial induit par la direction d’arrivée du trajet m sur l’antenne q , où $\mathbf{k}_{\theta_m} = \frac{2\pi f_0}{c} \mathbf{u}_{\theta_m}$ est le vecteur d’onde, f_0 est la fréquence porteuse, c est la vitesse de la lumière dans l’air, \mathbf{u}_{θ_m} est le vecteur unitaire de direction θ_m et \mathbf{x}_q le vecteur de position de la q -ième antenne. $n_q(t)$ correspond au bruit blanc additif, supposé gaussien complexe circulaire de variance connue σ^2 .

Notons que dans l’Eq (1) nous omettons des échos fixes provenant des obstacles présents dans la scène tels que les bâtiments en supposant qu’une étape de traitement de rejet des contributions à Doppler zéro a été effectuée, en appliquant par exemple la méthode présentée dans [12].

Après l’échantillonnage du signal de l’Eq (1) à la période T_s , on obtient le vecteur d’observation suivant :

$$\mathbf{r}_q = [r_q(t_1) \quad r_q(t_2) \dots r_q(t_N)]^T, \quad (2)$$

où $t_n = nT_s$. De même, nous notons

$$\mathbf{n}_q = [n_q(t_1) \quad n_q(t_2) \dots n_q(t_N)]^T, \quad (3)$$

$$\mathbf{s}(\tau) = [s(t_1 - \tau) \quad s(t_2 - \tau) \quad \dots \quad s(t_N - \tau)]^T. \quad (4)$$

En empilant tous les signaux reçus \mathbf{r}_q en un seul vecteur \mathbf{r} , nous définissons le modèle du signal total reçu par le réseau comme suit :

$$\mathbf{r} = \mathbf{S}(x, y)\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{n}, \quad (5)$$

où

$$\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1 \quad \alpha_2 \dots \alpha_{M(x,y)}]^T, \quad (6)$$

$$\mathbf{r} = [\mathbf{r}_1^T, \mathbf{r}_2^T, \dots, \mathbf{r}_Q^T]^T, \quad (7)$$

$$\mathbf{n} = [\mathbf{n}_1^T, \mathbf{n}_2^T, \dots, \mathbf{n}_Q^T]^T, \quad (8)$$

$$\mathbf{S}(x, y) = [\mathbf{S}_1(x, y)^T, \mathbf{S}_2(x, y)^T, \dots, \mathbf{S}_Q(x, y)^T]^T, \quad (9)$$

avec

$$\mathbf{S}_q = [\mathbf{s}_q(\tau_1, \theta_1), \mathbf{s}_q(\tau_2, \theta_2), \dots, \mathbf{s}_q(\tau_{M(x,y)}, \theta_{M(x,y)})] \quad (10)$$

et

$$\mathbf{s}_q(\tau, \theta) = \mathbf{s}(\tau) e^{j\mathbf{k}_{\theta}^T \mathbf{x}_q}. \quad (11)$$

τ et θ dépendent de (x, y) . Notons que dans le cas d’une antenne réceptrice unique, i.e $Q = 1$, le modèle proposé par Eq. (5) se résume à celui introduit dans [10] où seules les mesures de retard des trajets sont exploitées.

3 Détection et localisation

3.1 Filtre adapté sous-espace

Après avoir défini le modèle de signal (Eq (5)), la démarche naturelle consiste à appliquer le critère du maximum de vraisemblance, qui aboutit au *filtre adapté sous-espace* (SMF) [10] [13]. Bien que le modèle de lancer de rayons nous donne un nombre de trajets M différent pour chaque position (x, y) , dans le but de proposer des modèles de dimension équivalente pour toutes les positions, on fixe le même nombre de trajets K pour leurs sous-espaces, avec $0 < K \leq M(x, y)$. En absence d’information sur l’amplitude des trajets, il est naturel de sélectionner les K trajets (resp. K colonnes de $\mathbf{S}(x, y)$) qui présentent le moins de réflexions. On obtient ainsi la sous-matrice $\mathbf{S}_K(x, y)$. D’après [10], le test de détection s’écrit :

$$T(x, y) = \|\mathbf{P}(x, y)\mathbf{r}\|_2^2 \underset{\mathcal{H}_0}{\overset{\mathcal{H}_1}{\geq}} \lambda, \quad (12)$$

où \mathcal{H}_0 et \mathcal{H}_1 correspondent respectivement aux hypothèses d’absence et de présence de cible en (x, y) . λ est le seuil de détection fixé en fonction de la probabilité de fausse alarme souhaitée et $\mathbf{P}(x, y)$ désigne le projecteur orthogonal sur le sous-espace engendré par les colonnes de $\mathbf{S}_K(x, y)$:

$$\mathbf{P}(x, y) = \mathbf{S}_K(x, y)(\mathbf{S}_K(x, y)^H \mathbf{S}_K(x, y))^{-1} \mathbf{S}_K(x, y)^H. \quad (13)$$

Sous l’hypothèse \mathcal{H}_1 , la fonction $T(\cdot)$ correspond à la fonction de vraisemblance que l’on maximise par rapport à l’amplitude des trajets $\boldsymbol{\alpha}$. Ainsi, on peut tracer la *carte d’ambiguïté* des valeurs de vraisemblance T en chaque position détectée de \mathcal{G} , où \mathcal{G} désigne la zone de recherche. Dans le cas monocible, l’estimation de la position de la cible s’écrit alors :

$$(\hat{x}_c, \hat{y}_c) = \arg \max_{(x,y) \in \mathcal{G}} T(x, y). \quad (14)$$

3.2 Ambiguïtés de localisation

Si une cible est présente à une position donnée, le SMF permet d’y maximiser la probabilité de détection. Bien que l’on s’attende à ce que la vraisemblance soit maximale en (x_c, y_c) , la sortie de ce traitement présente de multiples maxima locaux, qui se traduisent sur la carte d’ambiguïté par des valeurs T élevées des positions dites ”fantômes”. Ces dernières sont estimées comme position cible lorsque leurs valeurs T dépassent

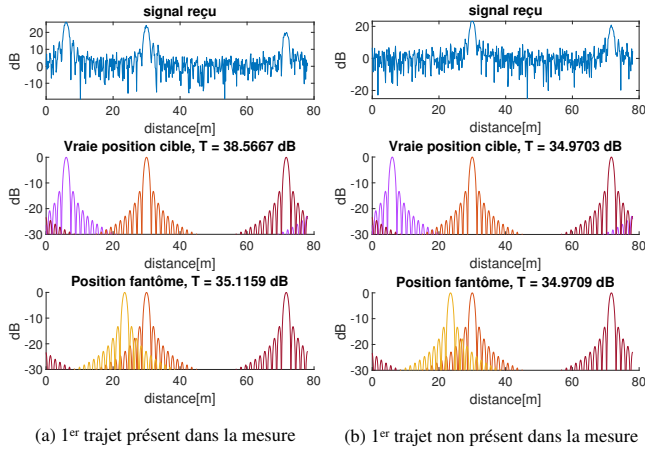


FIGURE 1 – Comparaison de la vraisemblance calculée pour les sous-espaces de la vraie position et celui d’une position fantôme.

celle de la vraie position cible, en cas de présence de bruit fort, selon le critère défini dans Eq (14). Selon nous, les principales causes de ces ambiguïtés sont :

Similarité des mesures radar – Dans le cas où seules les mesures de retard sont exploitées ($Q = 1$), les sous-espaces correspondant à des positions fantômes peuvent contenir un ou plusieurs retards en commun avec celui de la vraie position cible. On peut en déduire que ces positions ont des valeurs de vraisemblance proches de celle de la vraie position et donc plus susceptibles de biaiser l’estimation. Par conséquent, le modèle introduit dans la section 2, généralisé aux mesures d’angle d’arrivée des trajets, devrait réduire cette similarité entre les sous-espaces et constituer un critère de vraisemblance plus discriminant.

Méconnaissance totale de l’amplitude des trajets – L’amplitude α des trajets est supposée inconnue et est estimée au sens du maximum de vraisemblance. Cette méconnaissance s’avère problématique car le fait qu’un des trajets soit non-présent ou très fortement atténué dans la mesure non seulement réduit la valeur T de la vraie position cible, mais aussi rend des positions fantômes plus vraisemblables. Ce phénomène peut survenir par exemple en cas d’interférence destructive entre trajets ou de pertes par fluctuation de la réflectivité de la cible.

La Fig 1 illustre le problème d’ambiguïtés de localisation où la valeur T de la vraie position cible (x_c, y_c) est comparée à celle d’une autre position (x_f, y_f) ayant 2 retards multi-trajets en commun. Dans le premier cas (Fig 1a) où tous les trajets sont présents dans la mesure, $T(x_f, y_f)$ n’est que -3 dB en dessous de $T(x_c, y_c)$. Dans le deuxième cas (Fig 1b), le premier trajet n’est pas présent, $T(x_f, y_f)$ devient légèrement supérieure à $T(x_c, y_c)$ et provoque donc une erreur de localisation.

4 Expérimentation

Pour vérifier que l’ajout de l’information angulaire dans le modèle contribue à la diminution des ambiguïtés, nous proposons l’expérimentation décrite ci-dessous :

4.1 Configuration

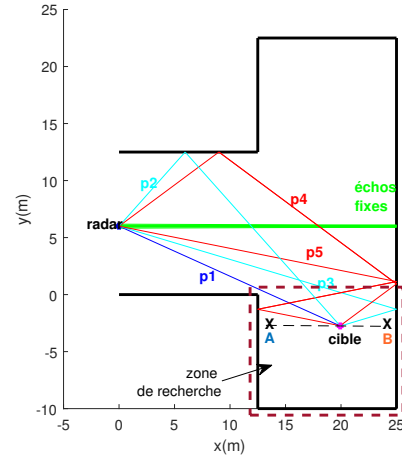


FIGURE 2 – La scène urbaine et le lancer de rayons. La ligne pointillée reliant A et B marque la trajectoire de la cible.

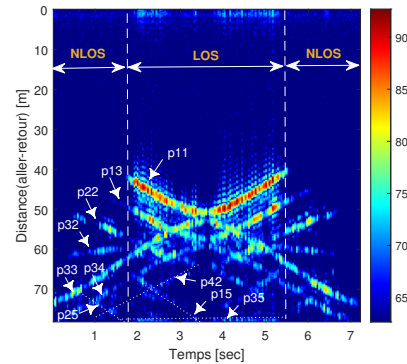


FIGURE 3 – Profil distance de la cible : on arrive à identifier les trajets théoriques prédits par le lancer de rayon ainsi que les instants où la cible est en NLOS/LOS.

Radar – Le radar utilisé [16] émet un signal FMCW de fréquence porteuse 24 GHz et de bande passante de 230 MHz, d’où une résolution distance de 0,65 m. Il dispose en particulier d’un réseau de $Q = 4$ antennes de réception, ce qui permet à la fois de mesurer le retard et l’angle d’arrivée des multi-trajets.

Scénario – La scène est un carrefour urbain tel que montré dans la Fig 2. La zone de recherche est divisée en petites cellules de taille $0,08 \times 0,08$ m, soit $\approx 1/8$ de la résolution distance. Les trajets théoriques associés à chaque cellule (resp. position) de test (x, y) avec leurs retards et angles d’arrivée respectifs sont donnés par une simulation de lancer de rayons afin de construire la sous-matrice $\mathbf{S}_K(x, y)$.

Les mesures radar sont prises pendant que la cible se déplace du point A au point B, puis revient au point A. Après avoir éliminé les échos fixes par prétraitement, on obtient le profil distance de la cible (Fig 3) où chaque colonne correspond à un vecteur d’observation r à partir duquel on cherche à estimer la position instantanée de la cible.

4.2 Résultats

Nous présentons ici les résultats expérimentaux de localisation de deux modèles retard seul et retard-angle. Tout d'abord,

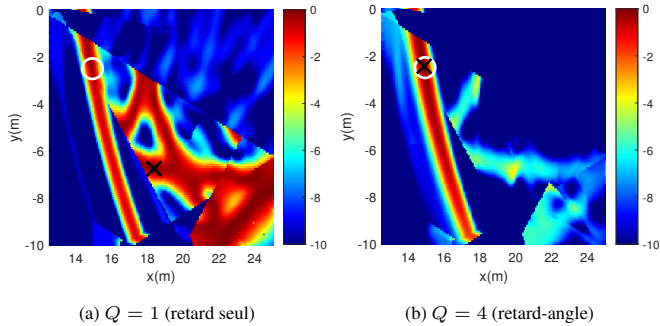


FIGURE 4 – Cartes d’ambiguïté de la zone de recherche définie dans la Fig 2 pour une position NLOS de la cible. La position théorique de la cible est entourée ; sa position estimée est marquée par une croix.

on peut observer sur la carte d’ambiguïté de la Fig 4b que la position de la cible est correctement estimée, contrairement à la Fig 4a. De plus, le niveau des arcs de cercle fantômes se réduit considérablement, bien que les ambiguïtés restent fortes sur l’arc où se situe la vraie position cible, ce qui est dû à la limite de résolution angulaire du réseau.

La performance de localisation est évaluée grâce à la racine carrée de l’erreur quadratique (REQ), définie par $REQ = \sqrt{\|(\hat{x}_c, \hat{y}_c) - (x_c, y_c)\|^2}$, où (\hat{x}_c, \hat{y}_c) est la position cible estimée. La Fig 5 montre que les erreurs commises par le modèle retard-angle sont beaucoup plus faibles par rapport à celles du modèle retard seul, notamment sur les positions proches des murs (par exemple 0 - 0,6s ou 6,5 - 7,2s sur la Fig 5) qui, jusque là sont souvent mal estimées en raison des trajets non résolus [10]. On observe tout de même des erreurs non négligeables en certaines positions NLOS, qui peuvent s’expliquer par un faible niveau des trajets à cause de la fluctuation de la réflectivité de la cible entre les mesures.

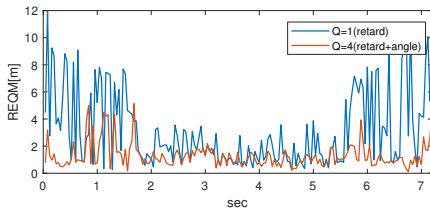


FIGURE 5 – Racine carrée de l’erreur quadratique, calculée sur toute la trajectoire de la cible

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons montré l’apport de l’information d’angle d’arrivée des multi-trajets pour la réduction des ambiguïtés de localisation d’une cible en NLOS. Les résultats de localisation sur des données réelles ont montré une meilleure

performance de localisation par rapport au modèle retard seul présenté dans [10], avec une plus faible erreur d’estimation. Ces résultats, déjà améliorés sur une seule mesure radar, pourraient être encore affinés par le traitement du pistage sur plusieurs mesures [11]. Pour la suite de nos travaux, nous tenterons d’étudier l’apport de l’utilisation d’un réseau MIMO dans le contexte du radar around-the-corner.

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] P. Setlur, G. E. Smith, F. Ahmad and M. G. Amin, “Target Localization with a Single Sensor via Multipath Exploitation,” in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 48, no. 3, pp. 1996-2014, 2012.
- [3] O. Rabaste, E. Colin-Koeniguer, D. Poullin, A. Chery, 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.
- [4] Q. Zhao, G. Cui, S. Guo, W. Yi, L. Kong and X. Yang, “Millimeter Wave Radar Detection of Moving Targets Behind a Corner,” 2018 21st International Conference on Information Fusion (FUSION), pp. 2042-2046, 2018.
- [5] Huagui Du, Chongyi Fan, Zhen Chen, Chun Cao, and Xiaotao Huang, “NLOS Target Localization with an L-Band UWB Radar via Grid Matching,” *Progress In Electromagnetics Research M*, Vol. 97, 45-56, 2020.
- [6] S. Fan, Y. Wang, G. Cui, S. Li, S. Guo, M. Wang, L. Kong, “Moving Target Localization Behind L-shaped Corner With a UWB Radar,” 2019 IEEE Radar Conference (RadarConf), 2019, pp. 1-5, doi : 10.1109/RA-DAR.2019.8835790.
- [7] S. Guo, S. Li, G. Cui, S. Fan, L. Kong and X. Yang, “MIMO Radar Localization of Targets Behind L-shaped Corners,” 2020 IEEE 11th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM), pp. 1-4, 2020.
- [8] S. Li, S. Guo, J. Chen, X. Yang, S. Fan, C. Jia, G. Cui, H. Yang, “Multiple Targets Localization Behind L-Shaped Corner via UWB Radar,” in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 70, no. 4, pp. 3087-3100, 2021.
- [9] N. Scheiner, F. Kraus, F. Wei, B. Phan, F. Mannan, N. Appenrodt, et al, “Seeing Around Street Corners : non-line-of-sight detection and tracking in-the-wild using doppler radar,” in *proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog.*, Los Angeles, CA, USA, 2019.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] F. Colone, D. W. O’Hagan, P. Lombardo and C. J. Baker, “A Multistage Processing Algorithm for Disturbance Removal and Target Detection in Passive Bistatic Radar,” in *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 45, no. 2, pp. 698-722, 2009
- [13] L. L. Scharf and B. Friedlander, “Matched subspace detectors,” in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 42, no. 8, pp. 2146-2157, 1994.
- [14] A. J. Weiss, “Direct Geolocation of Wideband Emitters Based on Delay and Doppler,” in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 59, no. 6, pp. 2513-2521, 2011.
- [15] F. Le Chevalier, “Principles of Radar and Sonar signal processing,” ArtechHouse, 2002.
- [16] TINYRAD 24 GHz Demonstration Platform