



HAL
open science

Robust PCA pour l'imagerie Radar à travers les murs

Hugo Brehier, Arnaud Breloy, Chengfang Ren, Israel Hinostroza, Guillaume Ginolhac

► **To cite this version:**

Hugo Brehier, Arnaud Breloy, Chengfang Ren, Israel Hinostroza, Guillaume Ginolhac. Robust PCA pour l'imagerie Radar à travers les murs. GRETSI, XXVIIIème Colloque Francophone de Traitement du Signal et des Images, GRETSI, Sep 2022, Nancy, France. hal-03778397

HAL Id: hal-03778397

<https://hal.univ-grenoble-alpes.fr/hal-03778397>

Submitted on 15 Sep 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Robust PCA pour l'imagerie Radar à travers les murs

Hugo BREHIER¹, Arnaud BRELOY², Chengfang REN¹, Israel HINOSTROZA¹ Guillaume GINOLHAC³

¹SONDRA, CentraleSupélec, Université Paris-Saclay, 91192 Gif-sur-Yvette, France

²LEME, Université Paris Nanterre, Campus de Ville d'Avray, 92410 Ville d'Avray, France

³LISTIC, Polytech Annecy-Chambéry, Annecy-le-vieux, 74 940 Annecy, France

hugo.brehier@centralesupelec.fr

Résumé – L'imagerie radar à travers murs (TWRI) est un domaine de recherche en cours qui vise à étudier l'intérieur d'un bâtiment depuis son extérieur. Dans le cadre le plus courant, il cherche à détecter ou à surveiller des cibles fixes. S'éloignant des techniques classiques de radar à synthèse d'ouverture (SAR), des problèmes de regression parcimonieuse ont été proposés pour résoudre ce problème. Ces méthodes reposent sur une étape de prétraitement où une séparation appropriée des sous-espaces mur et cibles est effectuée pour supprimer la réponse du mur obstruant la vue du radar sur la pièce. Dans ce travail, nous explorons des méthodes en une étape utilisant des méthodes de décomposition jointe en composantes de faible rang et parcimonieuse via *Robust PCA* (RPCA). La nouveauté est une reconstruction en une étape par un problème d'inversion structuré en produit de Kronecker pour lequel nous adaptons l'algorithme *Alternating Direction Method of Multipliers* (ADMM). Nous validons et comparons notre méthode sur des simulations.

Abstract – Through-the-wall radar imaging (TWRI) is an ongoing field of research which aims at investigating the inside of a building from its outside. In the most common setting, it seeks to detect or monitor stationary targets. Departing from usual Synthetic Aperture Radar (SAR) techniques, sparse recovery problems have been proposed to solve this detection problem. These methods rely on a preprocessing step where an appropriate separation of wall and target subspaces is first performed to remove the front wall response. In this work, we explore one-step methods using joint low-rank and sparse decomposition methods through the Robust PCA (RPCA) framework. The novelty is a one-step recovery from a structured inversion problem for which we tailor an Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM) algorithm. We validate and compare our method on simulations.

1 Introduction

L'imagerie radar à travers les murs (TWRI) [1] vise à étudier l'intérieur d'un bâtiment à l'aide d'ondes électromagnétiques émises depuis l'extérieur, en utilisant leurs propriétés pénétrantes pour traverser les murs. Le plus souvent, on considère une pièce unique, constituée d'un mur frontal derrière lequel est placé le radar, et de murs intérieurs délimitant la scène dans laquelle on cherche à détecter et classifier des cibles. Le TWRI est utile à la fois dans les opérations militaires et dans les applications civiles, telles que les secours d'urgence. C'est une tâche difficile car le signal rétro-diffusé des cibles est fortement atténué par le mur frontal. De plus, il contient de fortes interférences du mur avant ainsi que du fouillis des murs intérieurs. Le signal est également déformé par les trajets multiples (multi-trajets), ce qui complique la tâche de détection des cibles.

Les techniques traditionnelles pour créer des cartes de détection en radar comprennent les approches de formation de faisceaux telles que l'algorithme de radar à synthèse d'ouverture (SAR) de Back-Projection (BP) [2]. Cependant, cela ne permet pas de prendre en compte les caractéristiques physiques de la scène imagée (effets du mur frontal, multi-trajets).

Des travaux plus récents ont proposé un problème de reconstruction / régression structurée à travers un dictionnaire

cartographiant le signal dans un vecteur parcimonieux [3]. Cela permet de tirer parti des avancées en matière de traitement du signal, telles que le Compressive Sensing (CS), qui permet d'accélérer le processus de reconstruction en utilisant moins de données. De plus, ces méthodes construisent un modèle plus précis des signaux rétro-diffusés. Néanmoins, un inconvénient de ces méthodes est qu'une étape de prétraitement est nécessaire pour supprimer les échos du mur avant [4]. Cela suppose que les sous-espaces des signaux rétro-diffusés du mur avant et de la cible ne se chevauchent pas, ce qui n'est pas toujours le cas. L'étape de prétraitement de suppression du mur consiste à projeter le signal reçu sur le complément orthogonal du sous-espace des retours du mur, ce qui peut annuler certains retours des cibles. Le fouillis de l'intérieur de la scène imagée n'est pas non plus modélisé, ce qui peut entraver la détection dans un cadre naturel (c'est-à-dire sans matériaux absorbants).

Nous considérons une méthode en une seule étape basée sur des méthodes de reconstruction jointe de matrices de faible rang et parcimonieuse (creuse), introduites dans le framework Robust PCA (RPCA) [5]. Il a été étendu pour inclure un opérateur de compression devant la composante parcimonieuse dans [6]. Dans notre contexte, cela permet une reconstruction en une étape des positions des cibles dans la composante parcimonieuse et des interférences dans la composante de rang faible. Cette

approche de reconstruction jointe pour les applications TWRI a été étudiée dans [7, 8].

Nous suivons d'abord RPCA « avec dictionnaire » (dRPCA) [6], où un opérateur linéaire est appliqué sur la composante parcimonieuse. Notre modèle pour ce dictionnaire suit celui de [3]. Malheureusement, dRPCA n'est pas en mesure de récupérer les positions des cibles dans nos simulations en raison de la composante parcimonieuse hautement structurée. Pour réaliser cette reconstruction, nous proposons une reformulation de dRPCA à travers un modèle (naturellement) structuré en produit de Kronecker et résolu via un algorithme ADMM correspondant. Dans cet article, nous ajoutons des considérations sur les multi-trajets et remodelons les données sous leur forme matricielle en suivant le framework RPCA. Comme dans les précédentes méthodes considérant les multi-trajets par régression régularisée [9], nous utilisons une régularisation de norme $\ell_{2,1}$ pour prendre en compte les multi-trajets.

2 Modèle de signal

Nous considérons un mur homogène d'épaisseur d et de permittivité ϵ située le long de l'axe x à une distance z_{off} des émetteurs-récepteurs SAR. Considérons une antenne de N éléments avec le $n^{\text{ème}}$ émetteur-récepteur situé à $\mathbf{x}_n = (x_n, -z_{off})$ envoyant un signal à fréquence échelonnée de M fréquences équidistantes sur la bande $[\omega_0; \omega_{M-1}]$, c'est-à-dire : $\omega_m = \omega_0 + m\Delta\omega \quad \forall m = 0, 1, \dots, M-1$ avec $\Delta\omega$ le pas de fréquence. Les réflexions des cibles sont mesurées uniquement à la même position de l'émetteur-récepteur. Le signal rétro-diffusé depuis les cibles et le mur avant, au niveau du $n^{\text{ème}}$ émetteur-récepteur pour la $m^{\text{ème}}$ fréquence peut être formulé comme [3] :

$$y(m, n) = \sigma_w \exp(-j\omega_m \tau_w) + \sum_{i=0}^{R-1} \sum_{p=0}^{P-1} \sigma_p^{(i)} \exp(-j\omega_m \tau_{p,n}^{(je)}) \quad (1)$$

où P est le nombre de cibles et R de multitrajets, σ_w est la réflectivité du mur et $\tau_w = \frac{2z_{off}}{c}$ est le délai de propagation aller-retour entre l'émetteur-récepteur SAR et le mur, avec c la vitesse des ondes électromagnétiques dans le vide. De plus, $\sigma_p^{(i)}$ est un coefficient d'atténuation qui prend en compte les différentes pertes pour le $i^{\text{ème}}$ multitrajet vers la $p^{\text{ème}}$ cible : la perte de réfraction au mur, perte de trajet dans l'air et le mur, et perte de réflexion de la cible. Le délai de propagation aller-retour entre le $n^{\text{ème}}$ émetteur-récepteur et la $p^{\text{ème}}$ cible le long du $i^{\text{ème}}$ multi-trajet est noté $\tau_{p,n}^{(i)}$. Le trajet direct à travers le mur frontal peut être calculé par des méthodes numériques [10].

Supposons que la scène à imager est divisée en une grille de dimension $N_x \times N_z$ en azimut versus distance. Nous désignons maintenant $\tau_{n_x n_z, n}^{(i)}$ le délai de propagation vers le $(n_x, n_z)^{\text{ème}}$ pixel pour le $i^{\text{ème}}$ multitrajet et la $n^{\text{ème}}$ position de l'émetteur-récepteur. Nous pouvons écrire le signal reçu à travers un dictionnaire Ψ qui cartographie toute la scène. Pour le $i^{\text{ème}}$ multi-trajet et la $n^{\text{ème}}$ position de l'émetteur-récepteur, sa $m^{\text{ème}}$ ligne

est notée :

$$[\Psi_n^{(i)}]_m = [\exp(-j\omega_m \tau_{00,n}^{(i)}) \dots \exp(-j\omega_m \tau_{(N_x N_z - 1), n}^{(i)})] \quad (2)$$

Cela donne vectoriellement, à la $n^{\text{ème}}$ position :

$$\mathbf{y}_n = \mathbf{1} + \underbrace{[\Psi_n^{(0)} | \Psi_n^{(1)} | \dots | \Psi_n^{(R-1)}]}_{=\Psi_n} \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{r}^{(0)} \\ \mathbf{r}^{(1)} \\ \vdots \\ \mathbf{r}^{(R-1)} \end{bmatrix}}_{=\mathbf{r}} \quad (3)$$

$$\Rightarrow \mathbf{y}_n = \mathbf{1} + \Psi_n \mathbf{r}$$

où $\mathbf{1} \in \mathbb{C}^M$ est le signal retro-diffusé du mur avant et $\mathbf{r}^{(i)} \in \mathbb{C}^{N_x N_z}$ est le vecteur scène associé au $i^{\text{ème}}$ multi-trajet. Une entrée de $\mathbf{r}^{(i)}$ n'est donc non-nulle que lorsqu'une cible est située à la position associée dans la grille. $\Psi_n^{(i)} \in \mathbb{C}^{M \times N_x N_z}$ est le dictionnaire mappant le signal reçu aux positions des cibles, avec le délai de propagation calculé selon le $i^{\text{ème}}$ multi-trajet à partir de la $n^{\text{ème}}$ position de l'émetteur-récepteur.

Pour supprimer les retours du mur avant et récupérer les positions des cibles contenues dans \mathbf{r} , en une seule étape, nous ne considérons pas un long vecteur concaténant toutes les observations, mais les empilons dans une matrice. Nous pouvons concaténer les observations $\{\mathbf{y}_i\}_{i=0}^{N-1}$ dans une matrice comme ceci :

$$\underbrace{[\mathbf{y}_0 | \dots | \mathbf{y}_{N-1}]}_{=\mathbf{Y}} = \underbrace{[\mathbf{1} | \dots | \mathbf{1}]}_{=\mathbf{L}} + \underbrace{[\Psi_0 | \dots | \Psi_{N-1}]}_{=\Psi} \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{r} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{r} \end{bmatrix}}_{=\mathbf{S}} \quad (4)$$

$$\Rightarrow \mathbf{Y} = \mathbf{L} + \Psi \mathbf{S} = \mathbf{L} + \Psi (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r})$$

où $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ est la matrice de données, $\mathbf{L} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ est une matrice de rang faible des retours de mur avant, $\Psi \in \mathbb{C}^{M \times N_x N_z R N}$ est un dictionnaire mappant aux positions des cibles et $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{N_x N_z R N \times N}$ est la matrice parcimonieuse associée au vecteur scène. Cela nous amène donc à considérer des méthodes de décomposition de matrices parcimonieuses et de faible rang.

3 RPCA modifié pour le Radar à travers les murs

3.1 Formulation du problème

À partir du modèle de la section précédente, le TWRI peut être formulé comme une reconstruction de matrices parcimonieuses plus rang faible à partir d'observations. La décomposition d'une matrice en composantes parcimonieuses compressées plus rang

faible est développée dans [6], que nous avons déjà appelé dRPCA.

Le problème considéré par dRPCA est :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{L}, \mathbf{S}} \quad & \|\mathbf{L}\|_* + \lambda \|\mathbf{S}\|_1 \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{Y} = \mathbf{L} + \mathbf{\Psi} \mathbf{S} \end{aligned} \quad (5)$$

qui est démontré pouvoir permettre la reconstruction des deux composants sous certaines contraintes.

Dans notre contexte d'application, la matrice \mathbf{S} est hautement structurée, ce qui peut être directement pris en compte dans la formulation du problème. En fait, nos expériences montrent qu'une telle reformulation est nécessaire car la structure diagonale par bloc et composite de \mathbf{S} dans (4) implique un motif de parcimonie fort. La reconstruction de ce motif à partir de la formulation non structurée (5) provoque des problèmes de convergence et conduit à un échec de la détection des cibles. A partir du modèle en (4), nous proposons donc la formulation suivante :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{L}, \mathbf{r}} \quad & \|\mathbf{L}\|_* + \lambda \|\text{unvec}(\mathbf{r})\|_{2,1} \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{Y} = \mathbf{L} + \mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r}) \end{aligned} \quad (6)$$

Dans ce qui suit, nous définissons $\mathbf{R} = \text{unvec}(\mathbf{r})$ pour faciliter la notation.

3.2 Algorithme ADMM

Nous considérons la résolution de (6) par ADMM, avec des opérateurs proximaux apparaissant comme sous-problèmes. Le Lagrangien augmenté associé à (6) est :

$$\begin{aligned} l(\mathbf{L}, \mathbf{r}, \mathbf{U}) = & \|\mathbf{L}\|_* + \lambda \|\mathbf{R}\|_{2,1} \\ & + \langle \mathbf{U}, \mathbf{Y} - \mathbf{L} - \mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r}) \rangle \\ & + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{L} - \mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r})\|_F^2 \end{aligned} \quad (7)$$

où \mathbf{U} est la matrice de multiplicateurs de Lagrange associés à la contrainte, λ est le paramètre de régularisation de parcimonie et μ est le paramètre de pénalité associé à la contrainte. Les sous-sections suivantes détaillent la mise à jour de chaque variable pour minimiser $l(\mathbf{L}, \mathbf{r}, \mathbf{U})$.

3.2.1 Mise à jour de \mathbf{L}

Soient \mathbf{r} et \mathbf{U} fixés, la minimisation vis-à-vis de \mathbf{L} est :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{L}} \quad & \|\mathbf{L}\|_* + \langle \mathbf{U}, \mathbf{Y} - \mathbf{L} - \mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r}) \rangle \\ & + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{L} - \mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r})\|_F^2 \end{aligned} \quad (8)$$

Sa résolution est identique à celle de RPCA, qui est obtenue par l'opérateur de soft-thresholding sur valeurs singulières, soit le proximal de la norme nucléaire (de seuil λ), notée D_λ . Il s'agit du proximal de la norme ℓ_1 (l'opérateur de soft-thresholding S) appliqué sur les valeurs singulières d'une matrice. Rappelons $\mathbf{A} \stackrel{\text{SVD}}{=} \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^H$, de sorte que : $D_\lambda(\mathbf{A}) = \mathbf{U} S_\lambda(\mathbf{\Sigma}) \mathbf{V}^H$, avec l'opérateur de soft-thresholding, défini entrée par entrée par :

$[S_\lambda(\mathbf{A})]_{i,j} = \text{sgn}(a_{ij}) (|a_{ij}| - \lambda)_+$ où $\text{sgn}(a_{ij})$ est la fonction signe et $(x)_+ = \max(x, 0)$. La mise à jour correspondante pour le problème (8) est :

$$\mathbf{L}_{k+1} = D_{1/\mu}(\mathbf{Y} - \mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r}_k) + u^{-1} \mathbf{U}_{k+1}) \quad (9)$$

3.2.2 Mise à jour de \mathbf{r}

Soient \mathbf{L} et \mathbf{U} fixés, la mise à jour vis-à-vis de \mathbf{r} est :

$$\min_{\mathbf{r}} \quad \lambda \|\mathbf{R}\|_{2,1} + \mu \langle \mathbf{\Gamma}, \mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r}) \rangle + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r})\|_F^2 \quad (10)$$

où $\mathbf{\Gamma} = \mathbf{L} - \mathbf{Y} - \mu^{-1} \mathbf{U}$. Pour la partie linéaire, notons :

$$\mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r}) = \begin{bmatrix} (\mathbf{\Psi}_0)_{0,:} \mathbf{r} & \cdots & (\mathbf{\Psi}_{N-1})_{0,:} \mathbf{r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (\mathbf{\Psi}_0)_{M-1,:} \mathbf{r} & \cdots & (\mathbf{\Psi}_{N-1})_{M-1,:} \mathbf{r} \end{bmatrix} \quad (11)$$

with $\mathbf{\Psi}_{i,:} = [(\mathbf{\Psi}_0)_{i,:} | (\mathbf{\Psi}_1)_{i,:} | \cdots | (\mathbf{\Psi}_{N-1})_{i,:}]$. Ce qui donne :

$$\begin{aligned} \langle \mathbf{\Gamma}, \mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r}) \rangle &= \text{vec}(\mathbf{\Gamma})^H \text{vec}(\mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r})) \\ &= \underbrace{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (\overline{\gamma}_{ij} (\mathbf{\Psi}_j)_{i,:})}_{=\mathbf{n}^H} \mathbf{r} = \langle \mathbf{n}, \mathbf{r} \rangle \end{aligned} \quad (12)$$

où $\overline{\gamma}_{ij} = [\mathbf{\Gamma}]_{i,j}$. Concernant le terme quadratique :

$$\begin{aligned} \|\mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r})\|_F^2 &= \text{Tr}(\mathbf{\Psi}^H \mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r} \mathbf{r}^H)) \\ &= \sum_{i=0}^{N-1} \text{Tr}(\mathbf{\Psi}_i^H \mathbf{\Psi}_i \mathbf{r} \mathbf{r}^H) = \mathbf{r}^H \mathbf{P} \mathbf{r} \end{aligned} \quad (13)$$

où $\mathbf{P} = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{\Psi}_i^H \mathbf{\Psi}_i$ est une matrice semi-définie positive. Nous obtenons comme mise à jour de \mathbf{r} (10) :

$$\min_{\mathbf{r}} \quad l(\mathbf{L}, \mathbf{r}, \mathbf{U}) = \lambda \|\mathbf{R}\|_{2,1} + \mu \langle \mathbf{n}, \mathbf{r} \rangle + \frac{\mu}{2} \mathbf{r}^H \mathbf{P} \mathbf{r} \quad (14)$$

La mise à jour de \mathbf{r} est une somme de fonctions convexes avec des proximaux connus. Cette mise à jour de \mathbf{r} peut être réalisée par une descente de gradient proximale (éventuellement accélérée). A l'itération q :

$$\mathbf{R}_{q+1} = T_{\lambda t}(\text{unvec}(\mathbf{r}_q - t\mu(\mathbf{n} + \mathbf{P} \mathbf{r}_q))) \quad (15)$$

où $T_\lambda(\cdot)$ est le proximal de la norme $\ell_{2,1}$, défini ligne-par-ligne par : $[T_\lambda(\mathbf{A})]_{i,:} = \left(1 - \frac{\lambda}{\|\mathbf{A}_{i,:}\|_2}\right)_+ \mathbf{A}_{i,:}$.

La mise à jour de la matrice de variables duales \mathbf{U} est triviale dans le cadre de l'ADMM, cela correspond à une itération de *dual ascent*.

4 Validation par simulations

Nous testons notre méthode sur des données simulées. La scène est de 4.9×5.4 m en azimut (axe x) versus distance (axe z). Le signal à fréquence échelonnée est composé de 728 fréquences allant de 1 GHz à 3 GHz. Le SAR se déplace le long de l'axe x entre chaque acquisition avec 67 positions différentes au total.

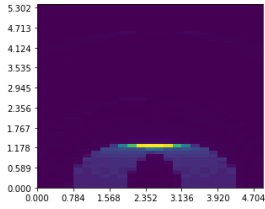


FIG. 1: Résultat de BP

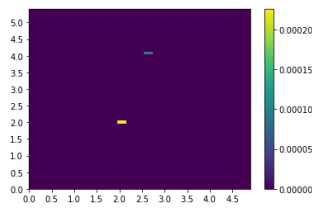


FIG. 2: Résultat de kRPCA
($\lambda = 20, \mu = 1$)

Son chemin est centré sur l’axe x , et commence autour de $x = 1,82$ et se termine à $x = 3,05$. Le mur avant (qui est parallèle à l’axe de déplacement du SAR) est à une distance par rapport au SAR de 1.2 m, d’épaisseur 0.5 m, de permittivité relative $\epsilon = 4.5$. Les retours du mur avant ont une atténuation globale d’environ 40 dB. Deux cibles sont situées aux coordonnées $(2, 2)$ et $(2.5, 4)$ avec une atténuation globale d’environ 70 dB pour le trajet direct (cette perte inclut la perte par trajet dans l’air, les pertes dans le mur avant ainsi que les pertes dues à la cible) basé sur [1, Section 2.2]. Pour chaque autre multi-trajet, nous ajoutons un coefficient d’atténuation supplémentaire. Le rapport signal sur bruit (SNR) est fixé à 15 dB avec un bruit modélisé par un bruit blanc gaussien complexe.

Avec certains multi-trajets (du *wall-ringing*), la méthode SAR de BP obtient un résultat comme le montre la Figure 1. Les retours du mur avant sont écrasants. Le résultat de notre méthode, que nous notons kRPCA, est présenté dans la Figure 2 avec une matrice de compression utilisée pour sélectionner aléatoirement 25 % des fréquences.

Nous comparons ensuite l’erreur de SR-CS et de kRPCA sur une plage de SNR. L’erreur est définie comme la différence de support entre la vérité terrain et le résultat d’une méthode. Nous considérons des blocs de 2×2 pixels pour permettre des petits clusters de pixels, et fixons un seuil de détection à 5% de l’intensité de pixel la plus élevée. Pour une comparaison équitable, nous avons fixé le même nombre d’itérations pour les deux algorithmes. Les résultats sont dans la table 1. Nous

TAB. 1: Erreur de support selon le SNR

Erreur	SNR (dB)			
	8	10	12	15
SR-CS	1	1	0	0
kRPCA	1	0	0	0

observons que notre méthode est capable de faire face à des SNR plus faibles. En effet, SR-CS ne parvient pas à récupérer correctement le support à un SNR de 10 dB tandis que notre méthode kRPCA le réalise bien.

5 Conclusions

Dans ce travail, nous proposons une nouvelle méthode en une étape pour l’imagerie radar à travers murs. Formulé comme un

problème de reconstruction structuré sous la forme d’une décomposition parcimonieuse plus de rang faible, il est résolu par une modification de Robust PCA « avec dictionnaire » (dRPCA). Dans cette adaptation, nous utilisons la structure de produit de Kronecker de la composante parcimonieuse, ainsi que sa structure composite, pour réaliser sa reconstruction. Les simulations ont montré que notre méthode proposée est capable de récupérer les positions de cibles avec un SNR inférieur à SR-CS [3]. Une évaluation sur une poussée des performances de notre méthode sera effectuée sur un ensemble de données réelles avec un fouillis non atténué.

Références

- [1] M. Amin, *Through-the-Wall Radar Imaging*. CRC Press, 2017.
- [2] M. Soumekh, “Synthetic aperture radar signal processing with matlab algorithms,” 1999.
- [3] M. G. Amin and F. Ahmad, “Compressive sensing for through-the-wall radar imaging,” *Journal of Electronic Imaging*, vol. 22, no. 3, pp. 1 – 22, 2013.
- [4] F. H. C. Tivive, A. Bouzerdoum, and M. G. Amin, “A subspace projection approach for wall clutter mitigation in through-the-wall radar imaging,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53, no. 4, pp. 2108–2122, 2015.
- [5] E. J. Candès, X. Li, Y. Ma, and J. Wright, “Robust principal component analysis?” *Journal of the ACM (JACM)*, vol. 58, no. 3, pp. 1–37, 2011.
- [6] M. Mardani, G. Mateos, and G. B. Giannakis, “Recovery of low-rank plus compressed sparse matrices with application to unveiling traffic anomalies,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 59, no. 8, p. 5186–5205, Aug 2013.
- [7] Y. Zhang and T. Xia, “In-wall clutter suppression based on low-rank and sparse representation for through-the-wall radar,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 13, no. 5, pp. 671–675, 2016.
- [8] V. H. Tang, A. Bouzerdoum, and S. L. Phung, “Compressive radar imaging of stationary indoor targets with low-rank plus jointly sparse and total variation regularizations,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 29, pp. 4598–4613, 2020.
- [9] M. Leigsnering, F. Ahmad, M. Amin, and A. Zoubir, “Multipath exploitation in through-the-wall radar imaging using sparse reconstruction,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 50, no. 2, pp. 920–939, 2014.
- [10] F. Ahmad and M. G. Amin, “Noncoherent approach to through-the-wall radar localization,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 42, no. 4, pp. 1405–1419, 2006.