

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 qui vise à sonder l'intérieur d'un bâtiment depuis l'extérieur. Dans le cadre le plus répandu, cela consiste à détecter des cibles fixes. À rebours des techniques classiques de radar à synthèse d'ouverture (SAR), des techniques de reconstruction parcimonieuse ont été proposées 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 filtrer la réponse du mur obstruant la vue du radar sur la pièce. Dans ce travail, nous explorons des méthodes en une étape de décomposition jointe en matrices de rang faible et parcimonieuse via *Robust PCA* (RPCA). La reconstruction proposée est nouvelle et fait appel à 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 avec 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 rétro-diffusé des cibles 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 filtrer les échos du mur frontal [4]. Cela suppose que les sous-espaces des signaux rétro-diffusés du mur frontal et de la cible sont orthogonaux, ce qui n'est pas toujours le cas. L'étape de prétraitement de filtrage du mur consiste à projeter le signal reçu sur le complément orthogonal du sous-espace des retours du mur, ce qui peut atténuer le retour des cibles. Le fouillis de l'intérieur de la scène imagée n'est pas non plus modélisé, ce qui peut entraver la détection.

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 de Robust PCA (RPCA) [5]. Il a été étendu pour inclure une matrice de compression (un dictionnaire) devant la composante parcimonieuse dans [6]. Dans notre contexte, cela permet une reconstruction conjointe 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].

Nous suivons d'abord RPCA « avec dictionnaire » (dRPCA)

[6], où un dictionnaire 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 pallier ce problème, nous proposons une reformulation de dRPCA à travers un modèle (naturellement) structuré en produit de Kronecker et résolvons cela via un algorithme ADMM adapté. Dans cet article, nous considérons bien les multi-trajets et les données sous leur forme matricielle en suivant le framework RPCA. Comme dans les précédentes méthodes considérant les multi-trajets par régression régularisée [8], nous utilisons une régularisation de norme $\ell_{2,1}$ pour prendre en compte les multi-trajets.

Soit \mathbf{A} une matrice à entrées complexes avec $(i, j)^{\text{ème}}$ entrée notée $[\mathbf{A}]_{i,j} = a_{ij}$, $i^{\text{ème}}$ colonne notée \mathbf{a}_i et $i^{\text{ème}}$ ligne notée $\mathbf{A}_{i,:}$. Soit $\|\cdot\|_p$ la norme ℓ_p d'une matrice et $\|\cdot\|_F$ la norme de Frobenius. La norme $\ell_{2,1}$ est $\|\mathbf{A}\|_{2,1} = \sum_i (\sum_j |a_{ij}|^2)^{1/2} = \sum_i \|\mathbf{A}_{i,:}\|_2$. Notons $\mathbf{A} \stackrel{\text{SVD}}{=} \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^H$ la SVD de \mathbf{A} . Alors, la norme nucléaire de \mathbf{A} est $\|\mathbf{A}\|_* = \|\text{diag}(\mathbf{\Sigma})\|_1$ soit la somme des valeurs singulières.

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} du chemin d'acquisition du SAR. Nous considérons une antenne synthétique de N éléments avec le $n^{\text{ème}}$ émetteur-récepteur situé à $\mathbf{x}_n = (x_n, -z_{\text{off}})$ 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 en *stop and go* [2]. 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] :

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

où P et R sont respectivement le nombre de cibles et de multi-trajets, σ_w est la réflectivité du mur et $\tau_w = \frac{2z_{\text{off}}}{c}$ 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 $i^{\text{ème}}$ multi-trajet vers la $p^{\text{ème}}$ cible : la réfraction au mur, l'atténuation dans l'air et le mur, la 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 [9].

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 $i^{\text{ème}}$ multi-trajet 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 :

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

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

où $\mathbf{1} \in \mathbb{C}^M$ est le signal rétro-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 répertorient le signal rétro-diffusé 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 :

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

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

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 répertorient les positions des cibles pour tous les multi-trajets 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 conjointes en matrices parcimonieuses et de faible rang. Notons que la matrice creuse est structurée en produit de Kronecker.

3 RPCA structuré

3.1 Formulation du problème

À partir du modèle de la section précédente, le TWRI peut être formulé comme une reconstruction conjointe de matrices parcimonieuses et rang faible à partir d'observations.

Le problème considéré par dRPCA est la relaxation convexe :

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

où $\|\cdot\|_1$ dénote la norme ℓ_1 et $\|\cdot\|_*$ la norme nucléaire. Elles sont connues comme étant les enveloppes convexes de la pseudo-norme ℓ_0 (le nombre d'entrées non nulles) et du rang d'une matrice (bornée) [10].

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 reformulation :

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

Nous définissons $\text{unvec}(\mathbf{r}) \stackrel{\text{def}}{=} [\mathbf{r}^{(0)} \mathbf{r}^{(1)} \dots \mathbf{r}^{(R-1)}] = \mathbf{R} \in \mathbb{C}^{N_x N_z \times R}$ par la suite.

3.2 Algorithme ADMM

Nous considérons la résolution de (6) par ADMM. 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 variables duales associées 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 obtenue par l'opérateur de seuillage doux 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 seuillage doux S_λ) 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 seuillage doux, 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), obtenue par complétion du carré, 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 que $[\mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r})]_{i,j} = (\mathbf{\Psi}_j)_{i,:} \mathbf{r}$.

Ce qui donne:

$$\langle \mathbf{\Gamma}, \mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r}) \rangle = \underbrace{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (\overline{\gamma_{ij}} (\mathbf{\Psi}_j)_{i,:})}_{=\mathbf{n}^H} \mathbf{r} = \langle \mathbf{n}, \mathbf{r} \rangle \quad (11)$$

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

$$\|\mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r})\|_F^2 = \sum_{i=0}^{N-1} \text{Tr}(\mathbf{\Psi}_i^H \mathbf{\Psi}_i \mathbf{r} \mathbf{r}^H) = \mathbf{r}^H \mathbf{P} \mathbf{r} \quad (12)$$

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):

$$\min_{\mathbf{r}} \quad l(\mathbf{L}, \mathbf{r}, \mathbf{U}) = \lambda \|\mathbf{R}\|_{2,1} + \mu \langle \mathbf{n}, \mathbf{r} \rangle + \frac{\mu}{2} \mathbf{r}^H \mathbf{P} \mathbf{r} \quad (13)$$

La mise à jour de \mathbf{r} est une somme de fonctions convexes facilement dérivables. Cette mise à jour de \mathbf{r} peut être réalisée par une descente de gradient proximale (éventuellement accélérée). A l'itération q , avec pas de gradient t (fixé à l'inverse de la plus grande valeur propre du Hessien $\mu \mathbf{P}$) :

$$\mathbf{R}_{q+1} = T_{\lambda t}(\text{unvec}(\mathbf{r}_q - t\mu(\mathbf{n} + \mathbf{P} \mathbf{r}_q))) \quad (14)$$

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

Finalement, la mise à jour de la matrice de variables duales \mathbf{U} est une itération de *dual ascent* : $\mathbf{U}_{k+1} = \mathbf{U}_k + \mu(\mathbf{Y} - \mathbf{L}_k - \mathbf{\Psi} (\mathbf{I}_N \otimes \mathbf{r}_k))$.

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 uniformément espacées entre 1 Ghz et 3 Ghz. Le SAR se déplace le long de l'axe x entre chaque acquisition avec 67 positions uniformément espacées. Son chemin est centré sur l'axe x , et commence autour de $x = 1,82$ m et se termine à $x = 3,05$ m. 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 $\epsilon = 4.5$ F/m. 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 l'atténuation dans l'air, la réfraction du mur avant ainsi que la réflexion de la cible) basé sur [1, Section 2.2]. Pour chaque autre multi-trajet, nous

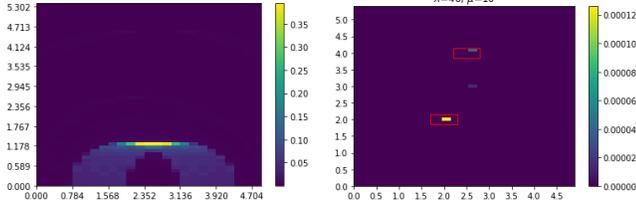


FIG. 1: Résultat de BP

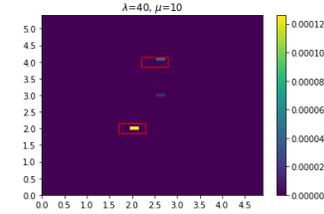


FIG. 2: Résultat de kRPCA
($\lambda = 40, \mu = 10$)

ajoutons un coefficient d'atténuation supplémentaire. Le rapport signal sur bruit (SNR) est fixé à 20 dB avec un bruit blanc additif et gaussien complexe.

Avec certains multi-trajets modélisés (p.ex. du *wall-ringing*, c.-à-d. avec réflexions dans le mur) la méthode SAR de BP donne le résultat de 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 seulement.

Nous comparons ensuite kRPCA à SR-CS [3] avec matrice de compression pour sélectionner 25% des fréquences et avec prétraitement de [4], bien que sans suppression du bruit ni suppression du signal moyen car cela dégradait les performances. Pour cela, nous effectuons une estimation de leur performance par méthode de Monte-Carlo sur une plage de SNR. Nous utilisons 100 tirages de données à chaque SNR et stoppons un algorithme quand les itérés sont suffisamment proches : $\|\mathbf{r}^k - \mathbf{r}^{k-1}\|_F \leq 1e^{-6}$, pour une certaine itération k . L'erreur évaluée est simplement le compte de fausses alarmes ainsi que de non-détections. Nous considérons des blocs de pixels de 2×2 (par sous-échantillonnage de l'image) pour permettre des petits clusters de pixels, et fixons un seuil de détection à 10% de l'intensité de pixel maximale. Les hyperparamètres restent fixes, à un optimum trouvé manuellement. Les courbes en Figure 3 montrent la meilleure performance de notre méthode. A noter que nous ne montrons pas de SNR plus faible, l'erreur de SR-CS montant en flèche relativement à celle de kRPCA, cela écrasant l'échelle.

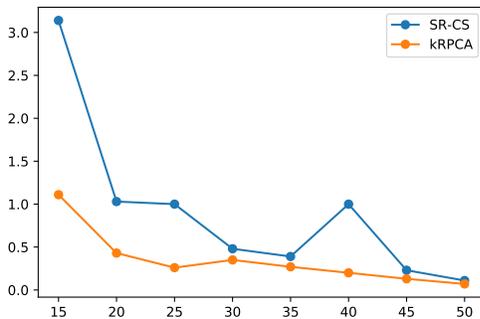


FIG. 3: Erreur en fonction du SNR (dB) par Monte-Carlo

5 Conclusions

Formulé comme un problème de reconstruction structuré sous la forme d'une décomposition parcimonieuse plus de rang faible, notre méthode est résolue par une modification de Robust PCA « avec dictionnaire » (dRPCA). Les simulations montrent que notre méthode proposée est capable de récupérer les positions de cibles avec un SNR inférieur à SR-CS [3]. Une évaluation plus 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 and a. O. M. C. Safari, *Synthetic Aperture Radar Signal Processing with MATLAB Algorithms*. Wiley-Interscience, 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] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] M. Fazel, "Matrix rank minimization with applications," Ph.D. dissertation, PhD thesis, Stanford University, 2002.