

Analyse des performances d’algorithmes d’imagerie SAR basés sur des modèles à sous-espace.

Frédéric BRIGUI^{1*}, Guillaume GINOLHAC², Laetitia THIRION-LEFÈVRE³, Philippe FORSTER²

¹ISAE/DEOS - Université de Toulouse
1 place Emile Blouin F-31500 Toulouse, France

²Laboratoire SATIE - ENS Cachan
61 av du Président Wilson F-94235 CACHAN Cedex, France

³Laboratoire SONDRRA - Supélec
Plateau de Moulon, 3 rue Joliot-Curie, F-91192 Gif-sur-Yvette Cedex, France
frederic.brigui@isae.fr, guillaume.ginolhac@satie.ens-cachan.fr
laetitia.thirion@supelec.fr, philippe.forster@satie.ens-cachan.fr

Résumé – Ce papier traite d’algorithmes d’imagerie SAR dédiés à la détection de cible sous couvert forestier (FoPen) et plus précisément de leurs performances. L’imagerie SAR classique reposant sur un modèle de cible de point blanc isotrope ne donne pas de résultats satisfaisant pour la détection FoPen. Pour augmenter la détection de la cible et réduire les fausses alarmes, nous avons développé précédemment des algorithmes d’imagerie SAR utilisant des modèles à sous-espace qui tiennent compte des propriétés électromagnétiques et polarimétriques de la cible et des interférences. Nous étudions les performances de ces algorithmes sur des données simulées et les comparons à celles l’imagerie SAR classique. Nous intéressons également à la robustesse de nos algorithmes aux erreurs de modélisation des interférences. Enfin, nous présentons des résultats sur données réelles qui confirment l’intérêt des algorithmes d’imagerie SAR basé sur des modèles à sous-espace.

Abstract – This paper deals with SAR imagery algorithms dedicated to target detection in the frame of FoPen (Foliage Penetration) and more precisely on their performances. Classical SAR imagery using the white isotropic point model does allow satisfying results for FoPen detection. To increase target detection and to reduce false alarms, we have developed SAR algorithms based on subspace models which take into account electromagnetic and polarimetric properties of the target and the interferences. We study the performances of these algorithms on simulated data and compare them to the performances of classical SAR imagery. We also study the robustness of our SAR algorithms to interference modeling errors. Finally, results on real data are presented and confirm the interest of SAR algorithms based on subspace models.

1 Introduction

La détection de cible sous couvert forestier (détection FoPen) en utilisant le SAR (Synthetic Aperture Radar) a fait l’objet de nombreuses études. L’imagerie SAR classique basée sur le modèle du point blanc isotrope [1] ne permet pas une bonne détection de la cible : sa réponse est faible et de nombreuses fausses alarmes causées par la forêt sont présentes.

Notre approche est de reconsidérer la formation d’image SAR en prenant en compte de l’information a priori sur les propriétés électromagnétiques de la cible et des interférences. L’algorithme SARSES a été développé dans [2] en simple polarisation ; la cible est vue comme un ensemble de plaques parfaitement conductrices (PC) d’orientations inconnues ; il est montré que les réponses de l’ensemble des plaques PC sont contenues dans un sous-espace de rang faible, appelé sous-espace signal. L’intensité de l’image SARSES est obtenue en projetant orthogonalement le signal reçu dans le sous-espace signal.

*Les auteurs remercient la DGA (Direction Générale de l’Armement) pour le financement de ce projet et l’ONERA pour les données réelles fournies.

Le SARSES a été ensuite étendu à des données en double polarisation (HH et VV) dans [3]. Comparé au SAR classique, le gain en détection d’une cible est de 5dB en simple polarisation et de 8dB en double polarisation.

Nous avons ensuite introduit dans [4] l’algorithme OBSAR pour lequel les interférences sont modélisées par des cylindres diélectriques d’orientations inconnues et reposant sur le sol ; la cible est modélisée de la même manière que pour le SARSES. Nous montrons que l’ensemble des réponses des cylindres diélectriques appartient à un sous-espace de rang faible appelé sous-espace interférence. L’intensité de l’image OBSAR est alors la projection oblique du signal reçu dans le sous-espace cible parallèlement au sous-espace interférence. Cet algorithme permet ainsi de détecter la cible et de réduire les fausses alarmes dues aux interférences. Nous proposons d’évaluer les performances statistiques de l’OBSAR. De plus, il est difficile de connaître a priori exactement les interférences à l’origine des fausses alarmes ; leur modélisation est alors approximative. Ainsi, nous étudions également la robustesse de l’OBSAR à la modélisation des interférences. Enfin, nous présentons des résultats

sur données réelles.

Nous adoptons les conventions suivantes : les vecteurs sont notés par des lettres minuscules en gras et les matrices par des lettres majuscules en gras. T est l'opérateur transposé et \dagger l'opérateur transposé conjugué.

2 Configuration SAR et notations

Le SAR est un radar aéroporté décrivant une trajectoire rectiligne ; à chaque position u_i , $i \in \llbracket 1, N \rrbracket$, l'antenne émet et reçoit la réponse de la scène sous observation. Le signal émis est un *chirp* en polarisation H ou V avec une bande de fréquence B et une fréquence centrale f_0 . En considérant K échantillons temporels, nous notons par $\mathbf{z}_i^p \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ le vecteur du signal reçu à la position u_i de l'antenne et pour la polarisation p . Le signal reçu \mathbf{z}^p pour toutes les positions u_i de l'antenne et pour la polarisation p est la concaténation des N vecteurs \mathbf{z}_i^p :

$$\mathbf{z}^p \in \mathbb{C}^{NK \times 1}, \quad \mathbf{z}^p = \begin{bmatrix} \mathbf{z}_1^{pT} & \mathbf{z}_2^{pT} & \dots & \mathbf{z}_N^{pT} \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

Nous considérons dans notre étude uniquement des signaux polarimétriques (HH et VV). Le signal reçu polarimétrique \mathbf{z} est la concaténation des signaux \mathbf{z}^H et \mathbf{z}^V :

$$\mathbf{z} \in \mathbb{C}^{2NK \times 1}, \quad \mathbf{z} = \begin{bmatrix} \mathbf{z}^H T & \mathbf{z}^V T \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

3 Intensités des algorithmes

Nous considérons ici les algorithmes CSAR (Classique SAR), SARSES et l'OBSAR (OBlique SAR). Nous supposons que les signaux reçus sont corrompus par un bruit blanc complexe et Gaussien, de moyenne nulle et de variance σ^2 .

- **CSAR** : le CSAR est un algorithme SAR classique se basant sur le modèle du point blanc isotrope. On note $\mathbf{r}_{xy} \in \mathbb{C}^{2NK \times 1}$ le vecteur complexe de la réponse du point blanc isotrope pour la position (x, y) . L'intensité de l'image CSAR pour la position (x, y) s'écrit alors :

$$I_{CS}(x, y) = \frac{\|\mathbf{r}_{xy}^\dagger \mathbf{z}\|^2}{\sigma^2} \quad (3)$$

- **SARSES** : le SARSES est un algorithme se basant sur un modèle de cible à sous-espace. On suppose que le rayonnement de la cible appartient à un sous-espace signal $\langle H_{xy} \rangle$ de rang faible D_H . On note $\mathbf{H}_{xy} \in \mathbb{C}^{2NK \times D_H}$ une base orthonormale de $\langle H_{xy} \rangle$. L'intensité de l'image SARSES pour la position (x, y) s'écrit :

$$I_{SES}(x, y) = \frac{\|\mathbf{H}_{xy}^\dagger \mathbf{z}\|^2}{\sigma^2} \quad (4)$$

L'intensité de l'image SARSES est alors la norme au carré de la projection orthogonale du signal reçu dans le sous-espace $\langle H_{xy} \rangle$.

- **OBSAR** : l'OBSAR est un algorithme se basant sur des modèles de cible et d'interférence à sous-espace. Le rayonnement de la cible est modélisé de la même manière que

pour le SARSES. On suppose également que le rayonnement des troncs d'arbres (interférences) appartient à un sous-espace interférence $\langle J_{xy} \rangle$ de rang faible D_J . On note $\mathbf{J}_{xy} \in \mathbb{C}^{2NK \times D_J}$ une base orthonormale de $\langle J_{xy} \rangle$. L'intensité de l'image OBSAR s'écrit pour la position (x, y) :

$$I_{OB}(x, y) = \frac{\|\mathbf{H}_{xy}^\dagger \mathbf{E}_{\mathbf{H}_{xy} \mathbf{J}_{xy}} \mathbf{z}\|^2}{\sigma^2} \quad (5)$$

où $\mathbf{E}_{\mathbf{H}_{xy} \mathbf{J}_{xy}}$ est le projecteur oblique dans $\langle H_{xy} \rangle$ parallèlement à la direction décrite par $\langle J_{xy} \rangle$ [5]. L'intensité de l'OBSAR est alors la norme au carré de la projection oblique de \mathbf{z} dans $\langle H_{xy} \rangle$ selon $\langle J_{xy} \rangle$. Comparé au SARSES, la prise en compte des propriétés électromagnétiques des interférences modifie la projection orthogonale de \mathbf{z} dans $\langle H_{xy} \rangle$ par une projection oblique. La réponse de la cible est augmentée alors que celle des interférences est supprimée.

Le sous-espace signal $\langle H_{xy} \rangle$ est généré à partir des réponses de plaques PC pour toutes leurs orientations possibles et le sous-espace interférence $\langle J_{xy} \rangle$ est généré à partir des réponses de cylindres diélectriques reposant sur le sol pour toutes leurs orientations possibles. Ces sous-espaces contiennent ainsi les informations a priori sur les propriétés électromagnétiques de la cible et des interférences. De plus, ces sous-espaces de rangs faibles décrivent des directions privilégiées dépendant des propriétés électromagnétiques des modèles. La construction des sous-espaces et la génération de leurs bases sont des points importants du développement de nos algorithmes que nous n'aborderons pas ici mais qui sont détaillés dans [2, 3].

4 Résultats sur données simulées

4.1 Configuration

Nous considérons un scénario dans lequel la cible est une boîte de dimensions $2m \times 1.5m \times 1m$ reposant sur un sol et localisée dans une forêt de troncs d'arbre. Le rayonnement de la cible est simulé en utilisant un logiciel commercial Feko [6] et celui des arbres est simulé par COSMO [7]. Nous travaillons de plus en bande P. Le sous-espace cible est généré par le rayonnement de plaque PC de dimension $2m \times 1m$ et le sous-espace interférence par des cylindres diélectriques de hauteur 11m et de demi-rayon 20cm reposant sur le sol. Les deux sous-espaces ont le même rang égal à 10. Pour plus de détails sur la configuration des simulations, voir [2, 3].

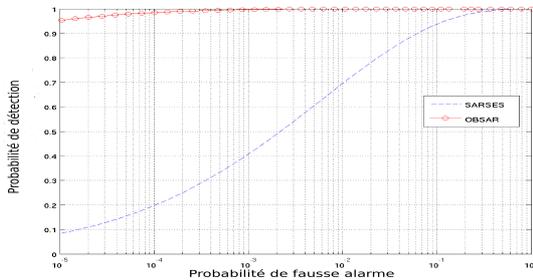
4.2 Caractéristiques Opérationnelles du Récepteur

Pour évaluer les algorithmes SARSES et OBSAR, nous traçons leurs courbes COR (Caractéristiques Opérationnelles du Récepteur). De plus nous évaluons la robustesse de l'OBSAR à la modélisation des interférences en considérant deux cas :

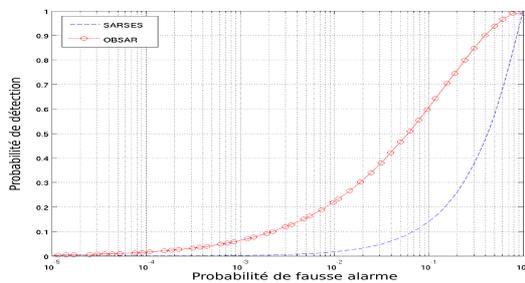
- Cas idéal : le rayonnement des interférences appartient totalement à $\langle J_{xy} \rangle$. Dans ce cas, les fausses alarmes dues

aux interférences sont totalement supprimées dans l'image OBSAR comme le montre la Figure 1(a).

- Cas réaliste : une partie du rayonnement des interférences n'appartient pas à $\langle J_{xy} \rangle$. Dans ce cas, les fausses alarmes dues aux interférences ne sont pas totalement réduites. Néanmoins l'OBSAR possède de meilleures performances que le SARSES comme le montre la Figure 1(b).



(a) Cas idéal



(b) Cas réaliste

FIG. 1 – Courbes COR (probabilité de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme) du SARSES et de l'OBSAR.

4.3 Images SAR

Nous considérons les mêmes données simulées que précédemment, dans le cas réaliste. L'image SAR classique de la Figure 2(a) montre clairement que la cible n'est pas visible et que de nombreuses fausses alarmes sont présentes. Sur l'image SARSES de la Figure 2(b), la cible apparaît clairement mais les interférences également. L'image OBSAR de la Figure 2(c) montre que l'intensité de la cible est inchangée comparé au SARSES et que l'intensité des interférences est largement diminuée réduisant alors les fausses alarmes.

5 Données Réelles

5.1 Configuration

Les données réelles présentées dans cette section ont été acquises durant la campagne de mesure PYLA'2004 (Landes, France) par le système SAR Ramses de l'ONERA (*The French Aerospace Lab*) ; les fréquences utilisées sont comprises entre 400MHz et 470MHz et les signaux sont émis et reçus à une incidence de 59.8° . La cible est un camion dont l'orientation est parallèle à la trajectoire du radar ; celui-ci est placé dans une

forêt de pins. Plus de détails sur la forêt de Nezer sont disponibles dans [7].

Les sous-espaces cible $\langle H_{xy} \rangle$ et interférence $\langle J_{xy} \rangle$ sont respectivement générés par une plaque PC de dimensions $4m \times 2m$ et par un cylindre diélectrique d'une hauteur de 11m, d'un rayon de 20cm et reposant sur un sol PC. Les deux sous-espaces ont un rang égal à 10.

5.2 Images SAR

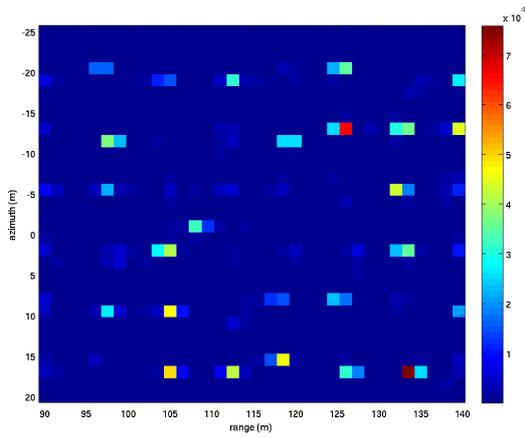
L'image CSAR sur la Figure 3(a) montre clairement les limites de l'imagerie SAR classique : le camion n'est pas détectable et l'environnement forestier crée de nombreuses fausses alarmes. L'image SARSES sur la Figure 3(b) illustre l'apport de la modélisation de la cible par sous-espace : le camion apparaît clairement par rapport à l'environnement forestier. Enfin, l'image OBSAR sur la Figure 3(c) illustre l'apport de la modélisation de la cible et des interférences par sous-espace : le camion apparaît aussi clairement que sur l'image SARSES et les fausses alarmes sont légèrement réduites. Comme nous l'avons vu précédemment, la réduction des fausses alarmes est limitée et s'explique par une modélisation imprécise des interférences. Néanmoins l'OBSAR possède de meilleures performances que le SARSES.

6 Conclusion

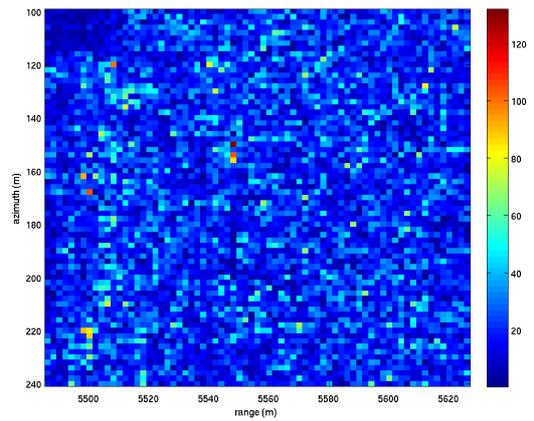
Nous avons présenté dans ce papier les performances d'algorithmes d'imagerie SAR basé sur des modèles à sous-espace, le SARSES dédié à la détection de cible et l'OBSAR dédié à la détection de la cible et à la réduction des fausses alarmes dues aux troncs d'arbre. Comparés à l'imagerie SAR classique, le SARSES et l'OBSAR montrent de bien meilleures performances de détection de cible sur des données simulées. On montre également que la réduction des fausses alarmes de l'OBSAR dépend fortement de la précision de la modélisation des interférences. L'application de ces algorithmes à des données réelles confirme leurs performances même si la réduction des fausses alarmes de l'OBSAR reste mitigée. Pour la suite de ces travaux, il serait donc très intéressant de prendre en compte les erreurs de modélisation dans nos traitements afin d'améliorer la réduction des fausses alarmes.

Références

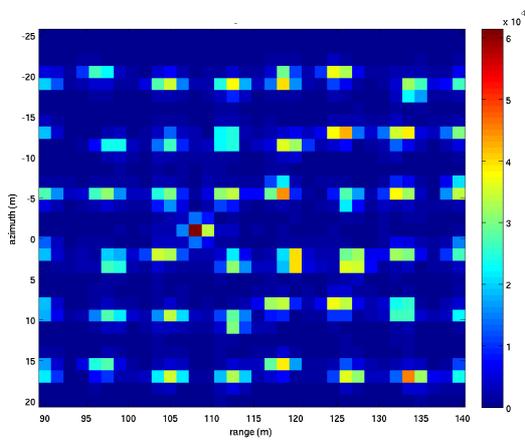
- [1] M. Soumekh, *Synthetic Aperture Radar Signal Processing*, Wiley - Interscience Publication, 1999.
- [2] R. Durand, G. Ginolhac, L. Thirion-Lefevre, and P. Forster, "New SAR processor based on matched subspace detector," *IEEE Trans. on Aero. and Elect. Syst.*, vol. 45, no. 1, pp. 221 – 236, January 2009.
- [3] F. Brigui, L. Thirion-Lefevre, G. Ginolhac, and P. Forster, "New polarimetric signal subspace detectors for SAR processors," *Comptes Rendus - Physique*, vol. 11, no. 1, pp. 104 – 113, 2010.
- [4] F. Brigui, G. Ginolhac, L. Thirion-Lefevre, and P. Forster, "Oblique polarimetric SAR processor based on signal and interference subspace models," in *IGARSS 10, Honolulu, Hawaii, USA*, July 2010.
- [5] R.T. Behrens and L.L. Scharf, "Signal processing applications of oblique projection operators," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 42, no. 6, 1994.
- [6] *Feko, User's Manual, EM Software and System*, 2004.
- [7] L. Thirion, E. Colin, and C. Dahon, "Capabilities of a forest coherent scattering model applied to radiometry, interferometry and polarimetry at P and L bands," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44, no. 4, 2006.



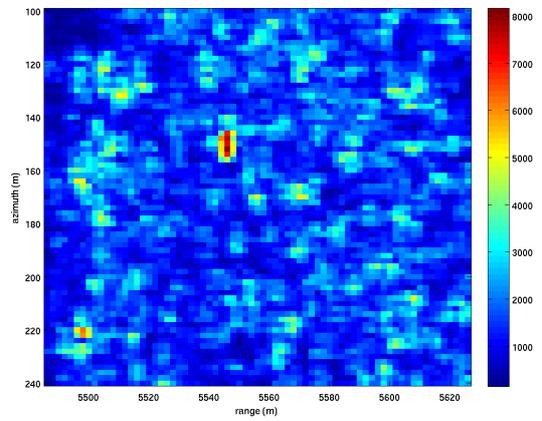
(a) CSAR



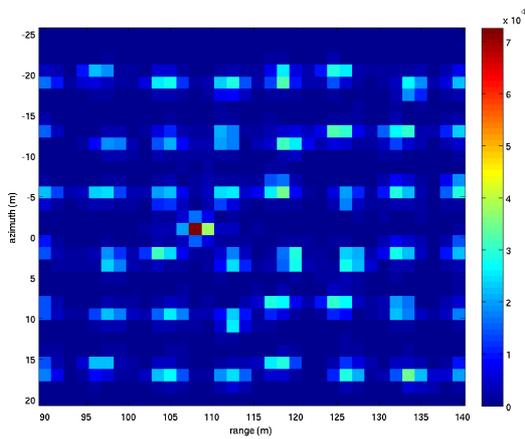
(a) CSAR



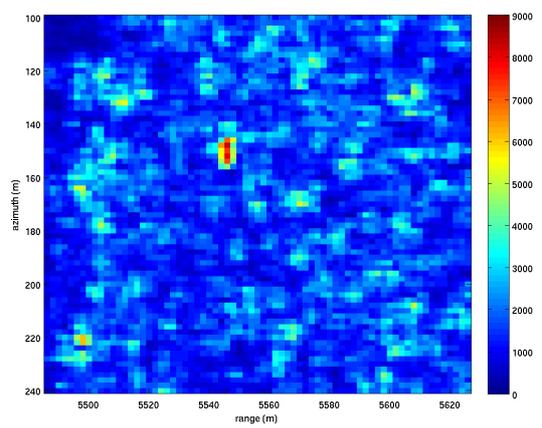
(b) SRSSES



(b) SRSSES



(c) OBSAR



(c) OBSAR

FIG. 2 – Images SAR des données simulées. Une boîte sur sol localisée en $(108, -1, 0)$ est placée dans une forêt de troncs d'arbres.

FIG. 3 – Images SAR issues de données réelles. La cible est un camion localisé en $(5550, 150, 0)$ m et placé dans la forêt de Nezer.