

Application de méthodes super-résolvantes au traitement des données d'un radar à synthèse d'ouverture

V. Guglielmi(*), F. Castanié(**) et P. Piau(***)

(*)(**) ENSEEIHT-GAPSE (***) ALCATEL-ESPACE
(**)(**) 2 rue Camichel 31071 Toulouse France (***) 26 Av. J.F. Champollion 31037 Toulouse France

RÉSUMÉ

Cet article concerne le traitement des données d'un radar à synthèse d'ouverture (RSO). Afin d'essayer d'améliorer la résolution spatiale, nous traitons le signal reçu par des méthodes super-résolvantes au lieu de la compression d'impulsion habituelle. Comme le problème inverse du traitement RSO est "mal-posé", nous devons utiliser des techniques de "régularisation" en introduisant une connaissance a priori sur la scène imagée. Nous appliquons des techniques de restauration où la connaissance a priori soit repose sur des propriétés déterministes connues de la solution, soit est formulée en termes de lois de probabilités a priori, liées aux propriétés du speckle. Nous présentons des résultats numériques, provenant à la fois de données RSO simulées et de données réelles ERS-1, qui démontrent que la résolution classique peut être améliorée, en particulier quand les objets intéressants sont des cibles brillantes de petites dimensions.

ABSTRACT

This paper deals with synthetic aperture radar (SAR) processing. To increase the spatial resolution, we wish to process the received signal through super-resolution techniques instead of conventional pulse compression. Since the inverse problem of SAR processing is "ill-posed", we must apply "regularization" techniques by incorporating prior knowledge about the imaged scene. We review restoration techniques with prior knowledge based upon known deterministic properties of the solution or formulated in terms of a priori probability distributions, related to the properties of speckle. We present numerical results both from simulated SAR data and from actual ERS-1 data, which demonstrate that classical resolution performance can be improved, especially when small bright targets are the objects of interest.

INTRODUCTION

Comme l'opération d'imagerie du radar à synthèse d'ouverture (RSO) consiste en une convolution entre la réflectivité de la surface de la Terre et la réponse impulsionnelle du radar, un modèle discrétisé du système est:

$$\underline{y} = H\underline{x} + \underline{b} \quad (1)$$

où \underline{y} , \underline{x} et \underline{b} sont les vecteurs complexes respectivement des m échantillons des données reçues, des n valeurs de la réflectivité ($n \leq m$) et des m échantillons du bruit additif inévitable, et où H est une matrice complexe $m \times n$ représentant la réponse impulsionnelle du radar. Nous nous sommes restreints au cas à une dimension mais la formulation de (1) est identique pour une réponse impulsionnelle radar à deux dimensions.

Le problème du traitement RSO est de retrouver \underline{x} à partir des données \underline{y} . L'approche conventionnelle est une compression d'impulsion par filtrage adapté: $\underline{x}_{mf} = H^* \underline{y}$ où H^* est l'adjointe de H . Cette méthode est optimale au sens d'obtenir le rapport signal à bruit de sortie maximum, mais non au sens d'obtenir la meilleure résolution spatiale possible.

La solution des moindres carrés, qui coïncide avec la pseudoinverse de Moore-Penrose, réalise une restauration parfaite dans le cas sans bruit:

$$\underline{x}_{ls} = (H^* H)^{-1} H^* \underline{y} = \underline{x} + (H^* H)^{-1} H^* \underline{b}. \quad (2)$$

Mais, comme le problème est "mal-posé", elle n'est d'aucune utilité pratique quant au traitement des données bruitées: de petites variations sur les données, provoquées par le bruit additif, entraînent de grandes variations sur la solution.

Pour améliorer la résolution au delà de la limite classique du filtrage adapté, nous devons appliquer des techniques de "régularisation" de telle sorte que la solution obtenue soit stable par rapport aux données. La régularisation est atteinte grâce à l'introduction d'une connaissance a priori sur la scène imagée: la super-résolution implique que de l'information supplémentaire soit prise en compte. Selon la nature de cette information a priori, nous distinguons deux classes de méthodes de reconstruction: la régularisation déterministe et la régularisation stochastique.

REGULARISATION DETERMINISTE

Régularisation de Phillips-Twomey-Tikhonov -- La connaissance a priori est définie en imposant une condition de douceur sur la solution. Ceci amène à:

$$\underline{x}_\alpha = (H^* H + \alpha \Lambda^* \Lambda)^{-1} H^* \underline{y} \quad (3)$$

où l'opérateur Λ contrôle le degré de douceur, et où le paramètre α réalise un compromis entre précision et stabilité [1].

Décomposition tronquée en valeurs singulières -- La régularisation est réalisée par le contrôle des valeurs singulières du radar afin d'éviter une contamination excessive



par le bruit [2]. La décomposition en valeurs singulières de $H \{u_i, v_i; \lambda_i\}$ est tronquée de telle sorte que seules les valeurs singulières plus grandes que le niveau de bruit soient utilisées:

$$\underline{x}_N = \left(\sum_{i=1}^N \frac{1}{\lambda_i} v_i u_i^* \right) \underline{y} \quad (1 \leq N \leq n). \quad (4)$$

Algorithme de restauration itératif avec contrainte -- Il permet l'incorporation de la connaissance a priori sur le signal initial en termes de spécification d'un opérateur de contrainte C tel que: $\underline{x} = C\underline{x}$ si et seulement si \underline{x} satisfait la contrainte [3]. Cette approche repose sur une itération de la forme:

$$\underline{x}_{k+1} = C\underline{x}_k + \Lambda(k) [\underline{y} - HC\underline{x}_k] \quad (k \in N) \quad (5)$$

où l'opérateur de relaxation $\Lambda(k)$ contrôle la convergence.

Inversion généralisée de Gerchberg-Papoulis -- Le bien connu algorithme itératif de Gerchberg-Papoulis amène à une *extrapolation spectrale adaptative* de la solution au delà de la bande passante limitée du spectre de la réponse impulsionnelle radar [4].

REGULARISATION STOCHASTIQUE

Nous formulons notre connaissance a priori en termes de lois de probabilités a priori. Le bruit additif \underline{b} est supposé être gaussien à moyenne nulle (décrit par sa matrice de covariance R_b) et non corrélé avec le signal \underline{x} . D'après les propriétés du speckle, un modèle stochastique gaussien centré peut aussi être construit pour le champ complexe rétrodiffusé \underline{x} de la réflectivité du sol, ce qui donne pour la densité de probabilité de \underline{x} :

$$f_x: C^n \rightarrow R^+ \\ \underline{z} \in C^n \rightarrow f_x(\underline{z}) = \frac{1}{\pi^n} \frac{1}{\det(R_x)} \exp(-\underline{z}^* R_x^{-1} \underline{z}) \quad (6)$$

où la matrice de covariance R_x est habituellement supposée être diagonale:

$$R_x = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2). \quad (7)$$

Estimateur à Erreur Quadratique Moyenne Minimale -- La théorie du filtrage de Wiener amène à l'estimateur \underline{x}_{wi} de \underline{x} qui a l'Erreur Quadratique Moyenne Minimale [5]. Minimiser $\|\underline{x} - \underline{x}_{wi}\|$ donne ainsi:

$$\underline{x}_{wi} = \left[R_x H^* (H R_x H^* + R_b)^{-1} \right] \underline{y}. \quad (8)$$

Estimateur Maximum A Posteriori -- La règle de Bayes nous permet de combiner la densité de probabilité a priori de \underline{x} avec les données \underline{y} pour obtenir la densité de probabilité a posteriori de \underline{x} . La valeur qui maximise cette fonction est l'estimateur Maximum A Posteriori [6].

Avec nos hypothèses de lois de probabilité gaussiennes, l'estimateur Maximum A Posteriori et l'estimateur à Erreur Quadratique Moyenne Minimale sont identiques.

Sous l'hypothèse de bruit blanc, nous estimons R_b à partir du spectre des données. R_x constitue la connaissance a priori qui doit être spécifiée avant qu'une reconstruction puisse être obtenue.

PROBLEME INVERSE DE LA SECTION RADAR

Le bruit de speckle dégrade l'image: chaque valeur complexe x_i d'un pixel de la scène initiale est aléatoire, de variance σ_i^2 (cf. (7)). Nous essayons donc ici de retrouver non plus le champ rétrodiffusé \underline{x} de réflectivité radar mais plutôt la section radar de rétrodiffusion $\underline{\sigma} = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n]^T$, source de ce champ.

Nous posons alors le problème inverse de la reconstruction de la section radar de rétrodiffusion $\underline{\sigma}$ à partir des données \underline{y} en termes d'un problème de maximum de vraisemblance. L'estimateur du maximum de vraisemblance $\underline{\sigma}_{ml}$ de $\underline{\sigma}$ est la valeur de R^{+n} qui maximise la fonction de vraisemblance L donnée par:

$$L: R^{+n} \rightarrow R$$

$$\underline{s} \in R^{+n} \rightarrow L(\underline{s}) = -\log(\pi^n) - \log(\det(M)) - \underline{y}^* M^{-1} \underline{y} \quad (9)$$

$$\text{où } \underline{s} = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T, \quad R_x = \text{diag}(s_1^2, s_2^2, \dots, s_n^2)$$

$$\text{et } M = H R_x H^* + R_b.$$

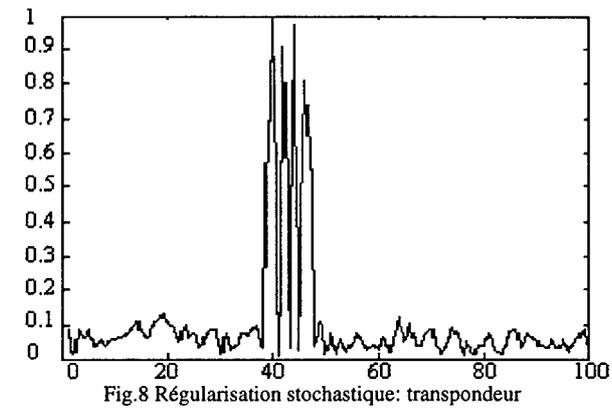
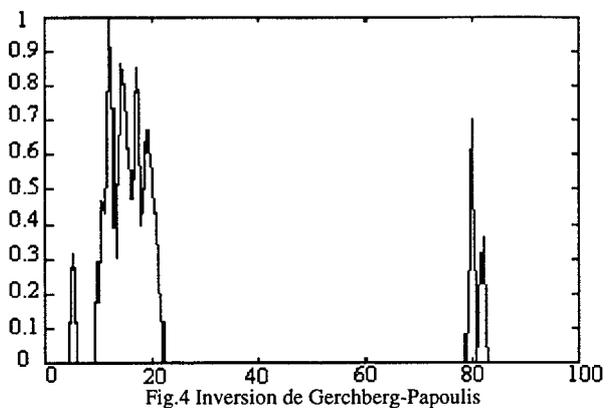
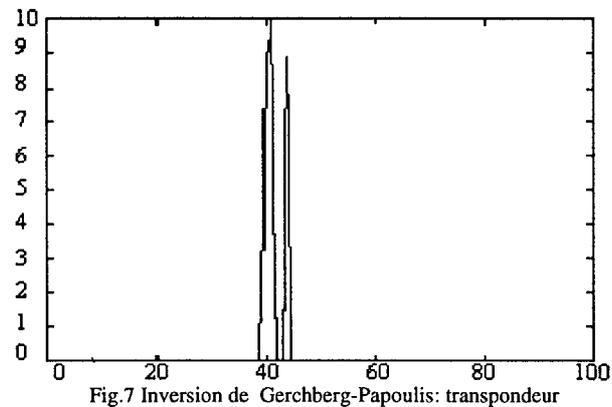
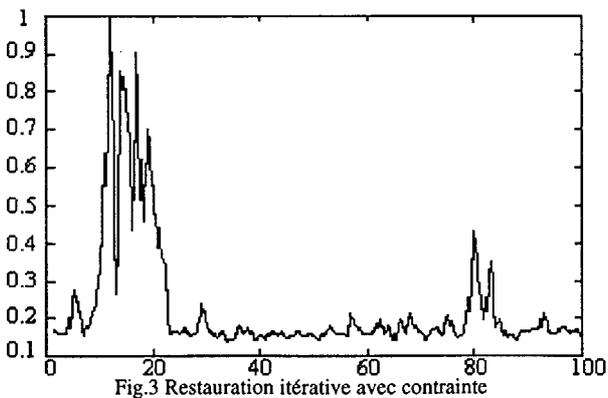
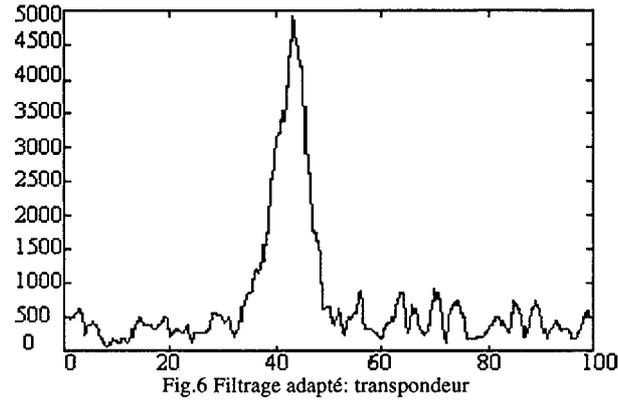
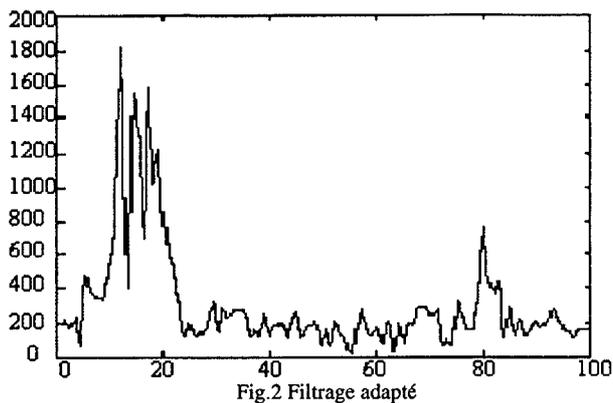
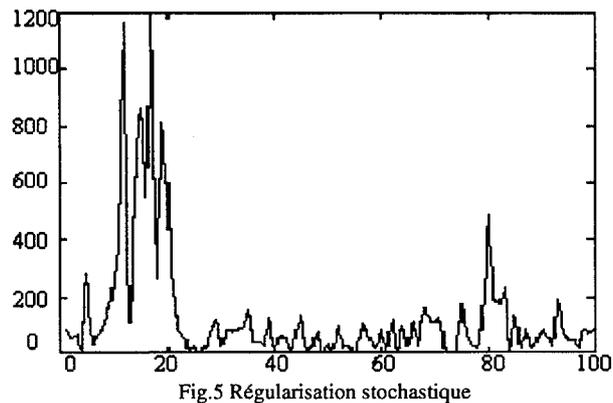
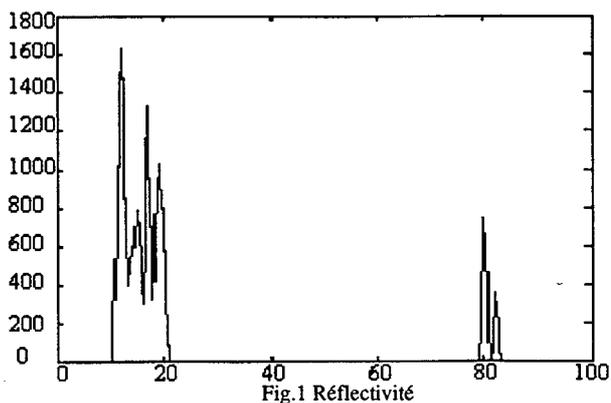
Pour réaliser la maximisation de la fonction de vraisemblance L , nous avons recours à des algorithmes d'optimisation, par exemple ceux du logiciel "Matlab".

RESULTATS EXPERIMENTAUX

Nous supposons que le principal composant de la scène est du clutter au sein duquel existent quelques objets intéressants. Cette information a priori est exprimée par un opérateur C dans l'algorithme de restauration itératif avec contrainte, est utilisée à chaque itération de l'inversion de Gerchberg-Papoulis, ou est introduite via une procédure itérative pour spécifier R_x dans la régularisation stochastique [7].

La figure 1 décrit l'amplitude de la réflectivité \underline{x} de données RSO simulées: la scène simulée est composée d'un échelon et de deux cibles ponctuelles, tous trois noyés dans un fond plus faible. La figure 2 donne le résultat du filtrage adapté. Les résultats obtenus par la régularisation de Phillips-Twomey-Tikhonov ou par la décomposition tronquée en valeurs singulières sont comparables à ceux du filtrage adapté, mais ils ne présentent aucune amélioration de la résolution géométrique. Au contraire, l'algorithme de restauration itératif avec contrainte, l'inversion de Gerchberg-Papoulis, et la régularisation stochastique possèdent de meilleures performances que le filtrage adapté, comme le montrent les figures 3, 4 et 5.

Un exemple des résultats obtenus en appliquant la déconvolution de Gerchberg-Papoulis ou la régularisation stochastique à des données réelles du satellite ERS-1, données qui correspondent pour cet exemple à un transpondeur radar au sol, est décrit par les figures 6, 7 et 8.





Ensuite, nous simulons deux cibles ponctuelles sur un fond sombre. Dans la figure 9, σ au carré est tracé avec un trait continu, le module au carré du résultat du filtre adapté avec des tirets et l'estimateur du maximum de vraisemblance σ_{ml} au carré avec un trait pointillé: ceci illustre la restauration performante du maximum de vraisemblance dans le cas de deux diracs séparés par un pixel.

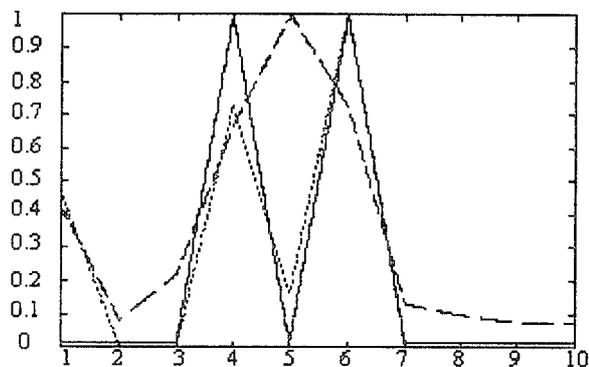


Fig.9 Section radar du maximum de vraisemblance

CONCLUSIONS

Nous avons appliqué des techniques de restauration où la connaissance a priori soit repose sur des propriétés déterministes connues de la solution, soit est formulée en termes de lois de probabilités a priori, liées aux propriétés du speckle.

Les résultats obtenus par la régularisation de Phillips-Twomey-Tikhonov ou par la décomposition tronquée en valeurs singulières sont dans le meilleur des cas comparables à ceux du filtrage adapté, mais ils ne montrent aucune amélioration de la résolution géométrique.

Au contraire, la restauration itérative avec contrainte, l'inversion généralisée de Gerchberg-Papoulis, la régularisation stochastique et la maximisation directe de la fonction de vraisemblance de la section radar de rétrodiffusion, via des algorithmes d'optimisation, possèdent de meilleures performances que le filtrage adapté, essentiellement dues à l'introduction d'information a priori.

Des résultats numériques démontrent que la résolution classique du filtre adapté peut être dépassée. Certaines techniques super-résolvantes apparaissent ainsi comme une approche attirante du traitement radar.

REFERENCES

- [1]G.Demoment, "Image reconstruction and restoration: overview of common estimation structures and problems", IEEE Trans. ac., speech and sig. proc., vol.37, no.12, 1989.
- [2]M.Bertero and E.R.Pike, "Resolution in diffraction-limited imaging, a singular value analysis", Optica Acta, vol.29, no.6, pp.727-746, 1982.
- [3]R.W.Schafer, R.M.Mersereau and M.A.Richards, "Constrained iterative restoration algorithms", Proc. IEEE, vol.69, no.4, 1981.
- [4]P.Jorge and S.G.Ferreira, "Noniterative and fast iterative methods for interpolation and extrapolation", IEEE Trans. Sig. Proc., vol.42, no.11, 1994.

[5]B.Bundschuh, "A unified approach for the resolution enhancement of remotely sensed data using least squares as well as maximum entropy", IGARSS 92, pp.836-838.

[6]D.Blacknell, "Synthetic aperture radar motion compensation using autofocus with implications for super-resolution", Ph.D thesis, University of Sheffield, March 1990.

[7]S.P.Luttrell and C.J.Oliver, "Prior knowledge in synthetic aperture radar processing", Appl.Phys.19, pp.333-356, 1986.