

# Restauration d'images SAR-ERS-1 par une méthode multi-échelle

<sup>1</sup>Amina Serir & <sup>2</sup>Aomar Serir & <sup>1</sup>Boualem Sansal

1 Laboratoire de Traitement d'Images, Institut d'Electronique,  
U.S.T.H.B, BP 32 El Alia, Alger 16111. Algérie

2 Unité d'Enseignement et de Recherche en Informatique, E.M.P, BP 17 Bordj El Bahri. 35320 Algérie

## RÉSUMÉ

## ABSTRACT

Le problème de filtrage du bruit de type "speckle" a soulevé l'intérêt de plusieurs chercheurs. L'approche multirésolution a notamment permis d'améliorer les performances des filtres. Cet article introduit une nouvelle technique de filtrage du "speckle", dite "puzzle" qui est adaptative, efficace, simple à implanter et qui ne nécessite ni information sur le bruit ou l'image, ni une détermination de seuils. La méthode consiste à chercher en tout point représentatif de l'image, la version filtrée la plus adéquate prise à partir d'une représentation multi-échelle complète. Les tests effectués sur des images SAR ERS-1 ont donné des résultats dont l'évaluation quantitative et qualitative apparaît satisfaisante.

The problem of reducing speckle noise in SAR ERS-1 image is considered in this paper. Several filtering methods were suggested in the literature. Recently, the multiresolution approaches are commonly used to improve the filter performance. This paper shows how complete multiresolution representation can be used for speckle reduction design technique. This is done in the aim to find an adaptive and efficient method, simple to implement, and without using thresholding. In this purpose, a method based on matching pursuit applied to a complete multiscale representation is then proposed. This algorithm has been tested successfully on SAR ERS-1 images.

## 1 Introduction

Le bruit "speckle" apparaissant dans les images du type SAR et SLR rend très difficile la segmentation et la description de scène automatiques. Plusieurs méthodes de filtrage ont été proposées pour ce type de bruit. Il a notamment été clairement montré que les performances du filtre sont améliorées en introduisant des techniques adaptatives. L'objectif est de lisser le speckle dans les régions homogènes et de préserver les contours dans les régions hétérogènes. Par conséquent, il est nécessaire d'utiliser les statistiques locales pour déterminer le degré d'homogénéité de la région.

Plusieurs approches basées sur l'estimation des statistiques locales du bruit ont été proposées [3,5,6,7]. Ces filtres consistent à lisser le speckle sur une fenêtre à taille fixe dans les régions homogènes, alors que le signal observé est maintenu dans les régions hétérogènes. L'inconvénient majeur de cette approche réside dans le fait que l'estimation des statistiques se fait sur une fenêtre à taille fixe, ce qui revient à considérer dans l'estimation des points appartenant à des entités de nature différente. Wu et Maître [10] ont introduit un filtre qui s'adapte à la nature du voisinage du point à traiter. Cette méthode exige la détermination de 3 seuils différents, ce qui constitue une tâche bien difficile. Afin d'éviter ce problème, on peut toujours s'orienter vers des techniques basées sur les représentations multirésolutions ou multi-échelles de l'image observée. Ranganath [9] propose un filtre où l'image lissée est déterminée par la combinaison linéaire des versions lissées de la HDC (hierarchical discrete convolution [2]). Les coefficients de la

combinaison linéaire sont calculés de manière à réaliser un compromis entre les régions homogènes et hétérogènes.

D'autres méthodes basées sur la représentation multirésolution telle que la transformée en ondelettes sont également utilisées [1,4]. Ces méthodes sont également handicapées par la nécessité du seuillage des coefficients d'ondelettes.

L'algorithme proposé est le développement du schéma basé sur la représentation multi-échelle complète. Ceci est réalisé dans le souci de trouver une technique de filtrage du speckle efficace et simple à mettre en œuvre. Concrètement, cet objectif va se traduire par l'introduction d'une méthode adaptative, mais qui ne nécessite ni informations a priori sur le bruit ou l'image originale, ni une détermination de seuils. C'est dans cette optique qu'une méthode basée sur le "Matching pursuit" appliqué à une représentation multi-échelle complète est proposée. Elle consiste à traiter localement l'image en utilisant l'échelle du filtre qui réduit le mieux le speckle tout en préservant le contour.

## 2 Représentation de Gabor multi-échelle complète (RGC)

La représentation de Gabor multi-échelle complète consiste en une séquence d'images, dans laquelle chaque image est une version lissée de l'image observée  $I(x,y)$  à différentes échelles  $s_x$  et  $s_y$  (étant les échelles définies respectivement dans les directions  $x$  et  $y$ ). Considérons le filtre de Gabor bidimensionnel  $g_s(n,m)$  et  $s = (s_x, s_y)$ , que l'on exprime par :

$$g_s(n,m) = g_{s_x}(n) g_{s_y}(m) \quad (2.1)$$

$$\text{et } g_{si}(n) = \frac{K_{si}}{\sqrt{si}} \sum_{p=-\infty}^{+\infty} g\left(\frac{n-pN}{si}\right) \quad i = x \text{ ou } y$$

avec  $g(x) = 2^{1/4} e^{-\pi x^2}$ , et  $N$  étant la dimension finie du signal à traiter.

Afin de définir le sous-ensemble de filtres, nous considérons les échelles dyadiques  $s_x = 2^{j_x}$  et  $s_y = 2^{j_y}$ ,  $j_x$  et  $j_y = 1, \dots, 4$ , 5 (la valeur optimale maximale est déduite à partir des essais pratiques).

Avant d'établir l'expression de la RGC dans le cas bidimensionnel, nous avons d'abord établi l'expression dans le cas unidimensionnel appliqué à un signal  $f(x)$  représentant un profil d'image pris entre deux régions supposées homogènes avec une transition (figure 1). Le signal  $f(x)$  est choisi de manière à mettre en évidence le comportement de la technique de filtrage proposée au niveau des régions homogènes et des transitions ou contours. L'expression d'une version lissée de la RGC est alors donnée par :

$$h_{j_x}(x) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} g_{s_x}(n) f(x+n) \quad (2.2)$$

avec  $s_x = 2^{j_x}$  et  $j_x = 1, 2, 3, 4, \dots$

$h_{j_x}$  est la version filtrée à l'échelle  $s_x$  du signal original. En pratique, si on se limite à  $j_x = 3$ , tout point du signal 1-D est représenté par l'ensemble  $\{h_1(x), h_2(x), h_3(x)\}$ .

L'extension de l'équation (2.2) au cas 2-D montre que :

$$h_{j_x j_y}(x, y) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} g_{s_x}(n) g_{s_y}(m) I(x+n, y+m) \quad (2.3)$$

avec  $s_x = 2^{j_x}$ ,  $s_y = 2^{j_y}$  et  $j_x, j_y = 1, 2, 3, 4, \dots$

$h_{j_x j_y}$  est la version filtrée aux échelles  $s_x, s_y$  de l'image originale. En pratique, si on se limite aux échelles  $j_x$  et  $j_y = 3$ , tout point de l'image originale  $I(x, y)$  est alors représenté par un ensemble matriciel  $H$  :

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix}$$

Pour des échelles maximales  $J_x = J_y = 3$ , la représentation multi-échelle nécessite alors 9 images. La figure 1 montre l'évolution du filtrage du signal  $f(x)$  à travers les échelles. Plus l'échelle est faible, plus le filtrage se caractérise par un lissage plutôt local. Cependant, pour des échelles élevées, la transition est atténuée en amplitude. A travers cet exemple, on remarque que l'utilisation d'une échelle unique pour le lissage du bruit qui est présent dans différentes structures de l'image est quasiment impossible. Par conséquent, il est évident que l'échelle doit être choisie localement de manière à réaliser le compromis entre le lissage et la préservation des transitions. La figure 2 illustrant les différentes versions lissées de l'image SAR-ERS-1 montre bien qu'aucune d'elles ne peut représenter, seule, l'image lissée optimale.

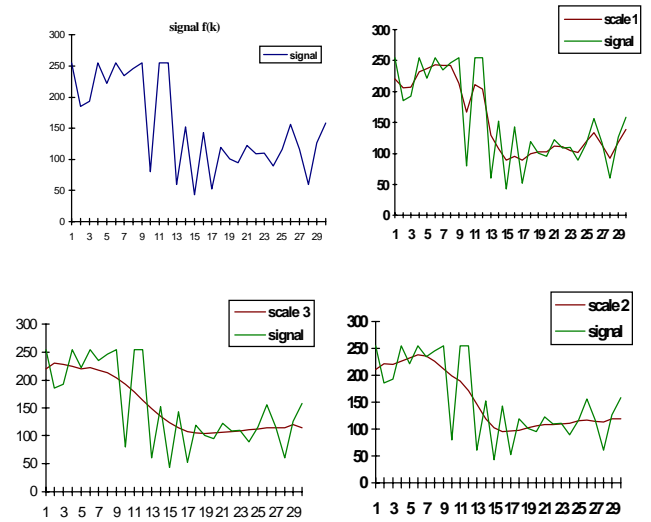


Figure 1 : Représentation multi-échelle complète de Gabor appliquée à un signal 1-D.

### 3 Technique adaptative de restauration d'images

On propose d'utiliser les versions lissées obtenues par l'application de la RGC à l'image observée, afin de déterminer en tout point représentatif de l'image, la version lissée, qui réduit le mieux le bruit tout en préservant les contours. Le voisinage du point représentatif sera alors remplacé par celui de la version lissée optimale. Afin d'établir l'algorithme, trois difficultés doivent être surmontées :

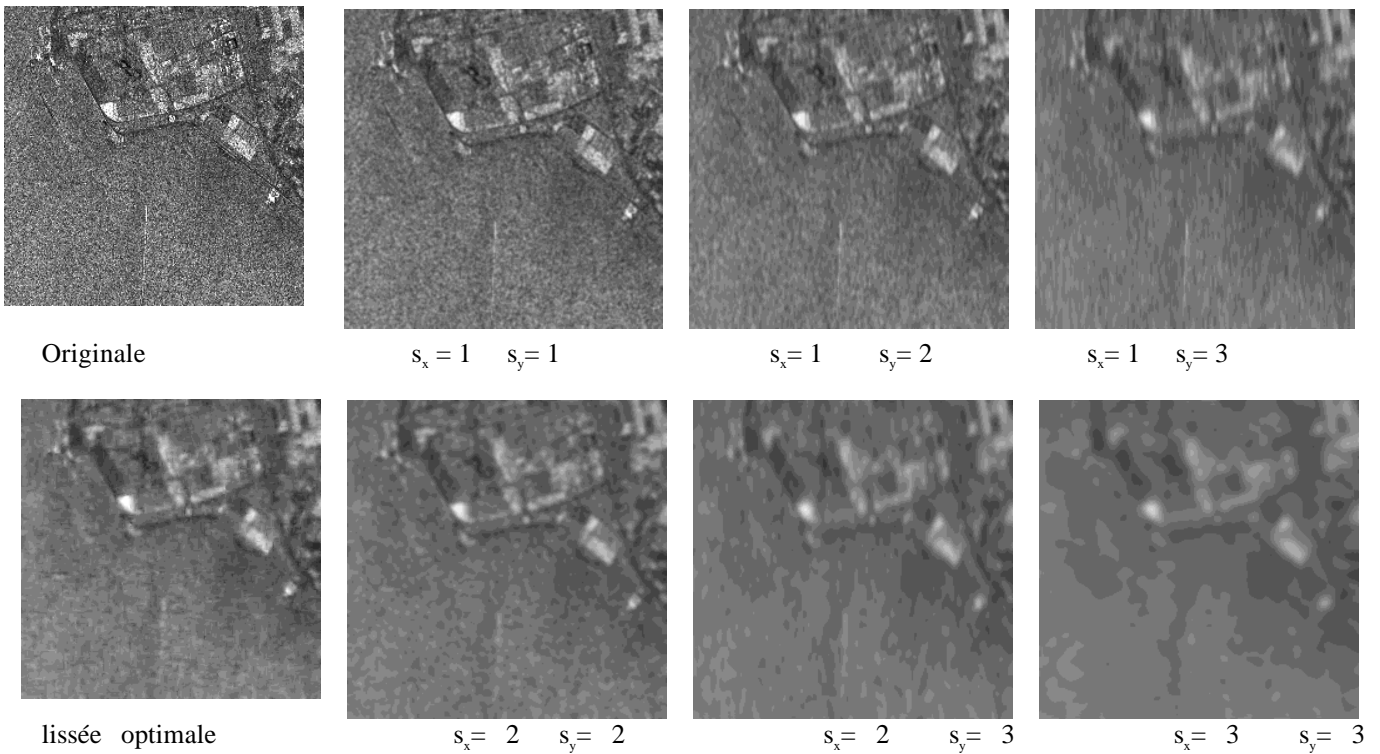
- 1- Comment détecter les points représentatifs,
- 2- établissement du critère qui permettra de trouver le filtre localement optimal,
- 3- comment limiter la taille du voisinage du point représentatif.

#### 3.1 Détection du pixel représentatif

Les points représentatifs sont les centres des voisinages qui seront remplacés par la version lissée correspondante aux échelles optimales  $s_x$  et  $s_y$ . Considérons une représentation 3-D,  $(n, m, I(n, m))$  de l'image SAR (figure 3). Cette illustration indique que ce type d'image est constitué d'un ensemble de pics et de vallées. La fréquence, la régularité et l'amplitude crête à crête des fluctuations sont des paramètres qui caractérisent une région donnée :

- Des variations à une fréquence relativement régulière indiquent que le voisinage considéré fait partie d'une même région texturée.
- Des variations faibles et espacées montrent que le voisinage considéré appartient à une région plutôt lisse.
- Des variations significativement irrégulières sont témoins d'une transition.

Dans le but de réduire correctement le speckle, une analyse judicieuse des voisinages centrés en des pics des différentes versions lissées est alors entreprise. Les pics sont déterminés par une méthode de représentation des différentes structures de l'image inspirée des travaux de S. Mallat[8]. Mallat a introduit un algorithme « Matching Pursuit », qui décompose un signal unidimensionnel en une combinaison



**Figure 2 :** Quelques images de la représentation multi-échelle complète d'une image SAR ERS-1 et l'image lissée optimale

linéaire d'atomes ou d'ondelettes appartenant à un dictionnaire redondant de fonctions. Ces atomes ou fonctions sont sélectionnés de manière à représenter toutes les structures du signal. Dans notre cas, le dictionnaire est composé d'un ensemble de filtres de Gabor présentés dans la section 2 auquel on applique des translations  $u_x$  et  $u_y$  dans les directions respectives  $x$  et  $y$ .

Afin de représenter convenablement les structures de l'image  $I(n,m)$ , on sélectionnera un sous-ensemble fini approprié d'atomes  $g_{\gamma_n}(n,m)_{(n,m) \in \mathbb{N}^2}$  avec,

$$\gamma_n = (s_{x_n}, s_{y_n}, u_{x_n}, u_{y_n}).$$

Ainsi l'image  $I(n,m)$  peut être décomposée en une projection de l'image  $I(n,m)$  sur la base des atomes de l'ensemble prédéfini :

$$I(n,m) = \left\langle I(n,m), g_{g_{x_0}}(n) \bullet g_{g_{y_0}}(m) \right\rangle g_{g_0}(n,m) + RI \quad (3.1)$$

où  $RI$  est l'image résiduelle après approximation.

Notre but est de déterminer un nombre limité de points représentatifs pour minimiser l'image résiduelle. Pour cela, il faut choisir  $g_{\gamma_0} \in D2$  qui maximise le produit interne en valeur absolue. Ce produit peut être développé comme suit :

$$\left\langle I(n,m), g_{\gamma_0}(n,m) \right\rangle = \sum_n \sum_m I(n,m) \overline{g_{\gamma_{x_0}}(n) g_{\gamma_{y_0}}(m)} \\ = h_{j_{x_0} j_{y_0}}(u_{x_0}, u_{y_0}) \quad (3.2)$$

A chaque itération, la position du point représentatif est répertoriée par ses coordonnées  $(u_{x_0}, u_{y_0})$ . On ne peut en aucun cas supposer que les échelles associées  $s_{x_0}$  et  $s_{y_0}$ , à cette position correspondent aux échelles du filtre de lissage optimal. Il est important de souligner que cet algorithme a

pour rôle de trouver les atomes de Gabor qui représentent le mieux les structures du signal. Par conséquent, toutes les variations importantes sont reproduites par cette représentation. En pratique, on remarque que les échelles  $j_{x_0} = j_{y_0} = 1$  apparaissent fréquemment pour les images SAR.

### 3.2 Détection des échelles optimales

A chaque itération, on détermine le point représentatif  $(u_{x_0}, u_{y_0})$  et on peut réaliser la matrice des versions lissées  $H$ . Afin de trouver les échelles optimales du filtrage de lissage en ce point, considérons le cas 1-D et analysons l'évolution  $h_j(n)$  à travers les échelles. L'analyse de la RGC montre que lorsqu'on considère un point représentatif, par conséquent un voisinage centré en un pic dont la projection sur une base gaussienne est maximale, deux possibilités peuvent être dégagées :  $h_j(n)$  suit une décroissance monotone ou décroît globalement

Afin de déterminer l'échelle optimale  $j$ , l'évolution  $h_j(n)$  n'apporte pas une information suffisante mais la variation des  $h_j(n)$  à travers les échelles croissantes est plus décisive et plus prépondérante. Ceci peut être illustré par la relation que l'on peut établir entre le test d'homogénéité en utilisant le rapport de l'écart-type à la moyenne (sig/moy) et l'évolution des éléments de la matrice  $H$ .

Une version lissée  $h_j(n)$   $j = 1, \dots, J$  en tout point exprime une moyenne pondérée de l'image originale estimée dans un voisinage  $V_j$ . On peut formuler le problème du filtrage adaptatif comme suit : considérons l'ensemble des versions lissées de l'image originale, l'échelle optimale est celle qui correspond à la version lissée à écart minimal par rapport à la moyenne  $\overline{H}$  de toutes les versions lissées. A écart égal, on favorisera l'échelle la plus importante.

On décrira l'algorithme en un point  $(u_{x_0 \text{ dans}}, u_{y_0})$  par :

calcul de  $\bar{H} = \sum_{jx=1}^{jx \max} \sum_{jy=1}^{jy \max} h_{jxjy}(ux0,uy0) ;$   
 $min = \text{valeur la plus importante}$   
 for  $jx = 1$  to  $jxmax$   
 for  $jy = 1$  to  $jymax$   
 $gap = |h_{jxjy}(ux0,uy0) - \bar{H}|$   
 if ( $min \geq gap$ )  
 $min = gap, (jxopt, jyop) = (jx, jy)$   
 end

$s_{xop} = 2^{jxop}$  et  $s_{yop} = 2^{jyop}$  sont supposées être les échelles optimales. L'image lissée est alors construite, en remplaçant le voisinage du point représentatif par la version lissée  $h_{jxopjyop}(n, m)$  à la même position.

Pour déterminer la taille du voisinage centré en un point représentatif et correspondant à une échelle optimale donnée, on peut se limiter à une largeur égale à l'écart-type du filtre de Gabor associé. Par conséquent, la taille du voisinage est prise égale à  $(2*jxop+1)x(2*jyop+1)$ . On mémorise alors, à chaque itération la position du point représentatif et les échelles optimales associées (S). La table 1 résume les résultats des différentes itérations dans le cas d'un signal 1-D.

### 3.3 Reconstruction de l'image lissée

Il est important de souligner que l'image lissée est reconstruite comme un « puzzle » à partir de la RGC et les données du fichier S. Pour éviter tout recouvrement lors de la reconstruction, on reclasse d'abord les données du fichier S dans l'ordre décroissant des échelles en commençant par les échelles  $j_{xop} + j_{yop}$  les plus importantes, comme c'est indiqué par la table 1-b. Cela permet de commencer par une reconstruction grossière de l'image que l'on affine par les versions lissées optimales, à des échelles plus petites.

## 4 Résultats et commentaires

L'algorithme proposé a été appliqué à une image SAR ERS-1. Les résultats ont montré que les performances évaluées en utilisant le rapport de la variance à la moyenne évaluée sur plusieurs régions de l'image lissées sont correctes. A partir de l'exemple 1-D, on illustre clairement que les régions supposées homogènes ont été correctement filtrées tout en préservant la transition.

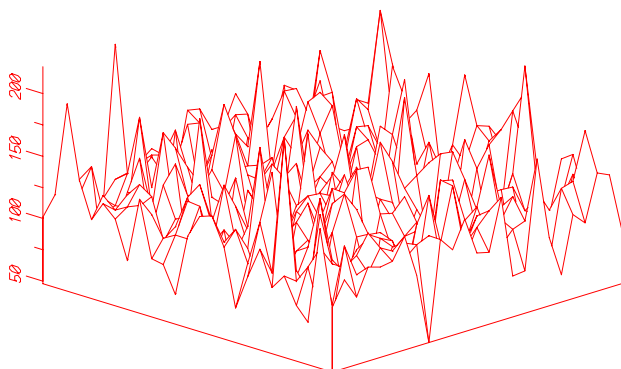


Figure 3 : Représentation 3-D d'une image SAR ERS-1

N°	échelle	position	échelle	position
1	2	06	3	01
2	3	01	2	06
3	2	09	2	09
4	2	12	2	12
5	2	30	2	30
6	2	26	2	26
7	2	21	2	21
8	1	18	2	16
9	2	16	1	18

(a) (b)

table 1-a : L'ensemble de données S.

1-b : Données classifiées.

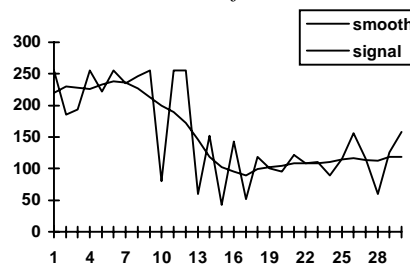


Figure 4 : Filtrage d'un signal 1-D

## 5 Références

[1] Bijaoui A. and al. "Méthodes multi-échelles appliquées au filtrage des images SAR", 15 ème colloque GRETSI Juan les pins du 18 - 21 Sep. 1995.  
 [2] Burt P. J.. "The pyramid as a structure for efficient computation in multiresolution image processing and analysis", ed. A. Rosenfeld, pp. 7-35, Springer Verlag, New York 1984.  
 [3] Frost V. S. and al. "A model for radar images and its applications to adaptive digital filtering of multiplicative noise", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence , Vol. 4, pp. 157-166, 1982.  
 [4] Guo H.and al. "Wavelet based speckle reduction with application to SAR based ATD/R", IEEE International Conference on image processing Nov 13-16 1994 Texas.  
 [5] Kuan D. T. and al. "Adaptative noise smoothing filter of images with signal depend noise", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 7, pp. 165-177, 1985.  
 [6] Lee J. S.. "Speckle analysis and smoothing of SAR images", Computer Graphics and Image Processing, vol 17, pp 24-32, 1981.  
 [7] Lee J. S. and al . "Refined filtering of image noise using local statistics", Computer Graphics and Image Processing vol. 15 pp. 380-389, 1981.  
 [8] Mallat S. and al. "Matching Pursuits with time-frequency dictionaries", IEEE Trans. on Signal Processing, vol 41, N° 12, December 1993.  
 [9] Ranganath S.. "Image filtering using multiresolution representations". IEEE trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence , Vol. 13 n° 5, pp. 426-440, 1991.  
 [10] Wu Y. and Maitre H.. "Smoothing speckled synthetic aperture radar images by using maximum homogeneous region filters", Optical Engineering vol. 31 n°8, 1992.