



## FILTRAGE D'ORDRE VECTORIEL ADAPTATIF DU SPECKLE DANS LES IMAGES RADAR À OUVERTURE SYNTHÉTIQUE (ROS)

Ali SAAD    Safwan EL ASSAD.

IRESTE / SEI (EP 063 CNRS)  
La Chantrerie CP 3003 , 44087 NANTES Cedex 03  
Tel: 40.68.30.48 - Fax: 40.68.30.66  
E-mail: asaad@lati.ireste.fr

### RÉSUMÉ

Cet article traite du filtrage vectoriel adaptatif du speckle dans les images ROS. La méthode proposée est basée sur le filtrage d'ordre vectoriel. L'ordre vectoriel est obtenu à l'aide d'une distance Euclidienne calculée par rapport au centroïde d'un ensemble de vecteurs. Un coefficient de variation locale a été introduit pour l'adaptativité du filtre. En fonction de cette variation locale, le vecteur sera traité de trois façons différentes. Les avantages de la méthode utilisée sont sa simplicité et sa validité pour les images mono-vue, multi-vues, module ou intensité. Elle est aussi facilement extensible aux données ROS multi-fréquentielles. Parmi les principales méthodes de filtrage vectoriel de données ROS existantes, les résultats obtenus sur un lot de huit images ROS polarimétriques montrent que le filtre proposé fournit le meilleur compromis entre un bon lissage et une bonne préservation de contour.

### 1. INTRODUCTION

De nombreuses méthodes de filtrage linéaires et non linéaires ont été développées pour filtrer des données scalaires. Or, pour une large classe d'applications pratiques, telles que TV couleur, imagerie médicale, imagerie radar..., les signaux traités sont vectoriels. Ces signaux vectoriels peuvent être traités en opérant sur chaque composante du vecteur d'une manière indépendante des autres composantes. Cependant, ce type d'approche n'exploite pas les dépendances statistiques qui peuvent exister entre les composantes. Il est donc important de développer des méthodes qui tiennent compte de ces dépendances.

Novak et Burl [7] ont développé une méthode de filtrage appelée «Polarimetric Whitening Filter (PWF)», utilisant les trois composantes polarimétriques complexes (HH, HV, VV) d'une image intensité mono-vue. Sous l'hypothèse que HV est non corrélé avec HH et VV, la sortie du filtre donne une image intensité scalaire formée d'une combinaison optimale des trois composantes. Lee et al. [2] ont développé un algorithme de filtrage utilisant la corrélation entre les trois composantes pour définir les poids optimaux pondérant les trois composantes polarimétriques. Cet algorithme est basé sur un modèle multiplicatif du bruit. Il est valable dans le cas des images multi-vues et mono-vue, aussi bien sur des images d'intensités

### ABSTRACT

This paper deals with adaptive vector filtering of speckle in SAR images. The proposed method is based on the ordering of the vector data. The vector order is obtained by the mean of an Euclidian distance calculated from the centre of a set of vectors. Local variation coefficient has been introduced for the filter adaptivity. According to the local variation value, the vector will be treated in three different ways. The advantages of the method are :implementation simplicity, validity for mono-look, multi-look, module and intensity images. This method can be easily extended to handle multi-frequency SAR data. The results obtained on eight polarimetric SAR images show that the proposed filter provides the best trade-off between smoothing and edges preservation among the main existing vector filtering methods.

que sur des images d'amplitudes. L'algorithme ne combine pas les trois composantes polarimétriques dans une seule image comme celui de Novak, mais il produit des images filtrées HH, HV, VV.

La méthode de filtrage développé par Lin et Allebach [5], opère simultanément dans le domaine spatial et polarimétrique. C'est la généralisation de la méthode de filtrage scalaire utilisant les statistiques locales de Lee[8]. Cette méthode suppose que le bruit est multiplicatif, de valeur moyenne unité, mais non corrélé entre les différents pixels de l'image. Lee et al.[2], généralisent davantage le filtre de Lin et Allebach pour les données multi-spectrales avec un bruit multiplicatif corrélé.

D'autre part, le filtrage médian et le filtrage d'ordre adaptatif ont prouvé leur efficacité dans le traitement des signaux scalaires.

Russell et al. [1] ont développé un algorithme de filtrage d'ordre vectoriel basé sur le choix d'un volume-seuil dit «de confiance». Ce volume est une hypersphère centrée sur le vecteur moyen  $\bar{a}$  et de rayon seuil  $d_{(k)}$  (voir Fig.1). Cette méthode consiste à laisser inchangés les vecteurs internes à ce volume et à projeter radialement les vecteurs externes au volume sur sa surface.

L'inconvénient de cette méthode est que le paramètre k est fixé a priori pour tous les vecteurs de l'image, ce qui pose un problème dans le choix du seuil dans la mesure où c'est un compromis entre le lissage du bruit et la préservation des



contours, qui ne satisfait pas la diversité des situations.

C'est pourquoi, dans cet article, nous proposons d'étendre la méthode de filtrage de Russell pour qu'elle soit adaptative en fonction des caractéristiques du voisinage, pour réduire le speckle dans les images ROS polarimétriques.

Dans la section 2, nous présentons la méthode de filtrage de Russell. La méthode de filtrage vectoriel adaptatif proposée est développée dans la section 3. La section 4 montrera les résultats expérimentaux obtenus avant de conclure.

## 2. FILTRAGE D'ORDRE VECTORIEL A SEUIL FIXE DE RUSSELL.

Cette méthode est basée sur l'ordre vectoriel par rapport au centroïde d'un ensemble de vecteurs dans une fenêtre  $W[n]$  donnée. Nous commençons par présenter l'ordre vectoriel, puis nous décrivons le principe de la méthode de filtrage.

### 2.1. Ordre dans $R^p$ .

Le filtrage scalaire utilisant un ordre croissant ou décroissant a prouvé son efficacité et sa robustesse puisque cette approche isole les points bruités dans les rangs extrêmes dans la liste ordonnées des données. L'extension de l'ordre scalaire vers un ordre vectoriel peut être définie de plusieurs façons [6].

La relation d'ordre vectoriel choisie ici est efficace et facile à mettre en oeuvre. Cet ordre est établi selon un critère qui est la distance des différents vecteurs par rapport au centroïde,  $d_i = \|a_i - \bar{a}\|$  où  $a_i$  est un vecteur à  $p$ -dimensions appartenant à la fenêtre de traitement  $W[n]$  et  $\bar{a}$  est le centroïde des vecteurs dans la fenêtre  $W[n]$ . La distance utilisée ici est la distance Euclidienne vectorielle, choisie pour son efficacité et sa simplicité de mise en oeuvre. Cependant, cette distance n'est pas appropriée dans le cas des données à variances non symétriques dans toutes les directions, ce qui est le cas des données qui ont une représentation ellipsoïdale dans  $R^p$ . La distance de Mahalanobis est mieux adaptée à ce type de données, parce qu'elle tient compte de la matrice de covariance des données. Pour les données ROS polarimétriques utilisées dans cet article, la distance Euclidienne semble satisfaisante.

### 2.2. Vecteur médian

Etant donné l'ensemble des vecteurs  $(a_1, \dots, a_n)$  avec les distances correspondantes  $(d_1, \dots, d_n)$ , on note les vecteurs ordonnés par  $a_{(1)}, \dots, a_{(n)}$  où  $a_{(k)}$  est le vecteur correspondant à une distance de rang  $k$ , ordonné par rapport au centroïde. Le vecteur dont la distance au centroïde est la plus proche correspond au vecteur ressemblant le plus au vecteur médian. Notons que le fait d'ordonner les vecteurs selon le critère de la distance va conduire à positionner les vecteurs qui sont loins du centroïde dans la zone des rangs supérieurs de la liste des vecteurs triés. Les vecteurs qui sont près du centre sont placés dans les rangs inférieurs. Donc l'ensemble des vecteurs triés ne peut pas être interprété de la même manière que les données scalaires triées. Ainsi, le rang médian ne peut pas être associé au vecteur médian, parce que dans le cas vectoriel, c'est le vecteur de rang 1 qui est le plus ressemblant au vecteur

médian. Une définition générale pour le vecteur médian  $\tilde{a}$  est donnée par:

$$\tilde{a} = \min_{a \in W_n} \left[ \sum_{a' \in W_n} \|a' - a\| \right] \quad (1)$$

Donc le vecteur médian est le vecteur qui minimise la somme des distances à tous les autres vecteurs.

Le calcul du vecteur médian utilisant l'équation (1) nécessite  $(n^2-n)/2$  calculs de distance. Ce nombre se réduit à  $n$ , en utilisant le concept de l'ordre vectoriel défini par rapport au centroïde.

### 2.3. Principe de la méthode de filtrage

Etant donné un volume seuil, le filtre d'ordre vectoriel laisse inchangé les vecteurs à l'intérieur du volume seuil et remplace ceux qui se trouvent à l'extérieur de celui-ci (vecteurs bruités) par d'autres vecteurs non bruités.

On définit une image comme une séquence discrète de vecteurs  $a(n_1, n_2)$ , où  $n_1, n_2 \in Z$  sont les indices du vecteur  $a$  dans l'image. Pour simplifier la notation, on écrira  $(n_1, n_2) = n$  où  $n \in Z^2$ . En général, le vecteur  $a_{(n)}$  possède  $p$  dimensions  $a_{(n)} = [a_{1(n)}, \dots, a_{p(n)}]^T$ . Soit  $W[n]$  une fenêtre de taille  $(2N+1)(2N+1) = N^*$ , centrée sur le vecteur  $a_{(n^*)}$ ,  $n^*$  étant l'indice du vecteur à traiter.

La fenêtre  $W^*[n]$  définit l'ensemble des vecteurs dans  $W[n]$  à l'exception du vecteur central  $a_{(n^*)}$ .

Dans la liste des vecteurs ordonnés, les vecteurs bruités sont classés dans les rangs supérieurs, donc l'idée est de choisir un rang seuil  $k \in \{1, \dots, N^* - 1\}$  en dessous duquel on estime avec une certaine confiance que les vecteurs ne sont pas bruités. Ces vecteurs forment l'ensemble  $W_k^*[n] = \{a_{(1)}, \dots, a_{(k)}\}$ .

La distance Euclidienne seuil  $d_{(k)}$  constitue le rayon d'une hypersphère centrée sur le vecteur moyen  $\bar{a}$ .

Le volume est considéré comme une région de confiance, de telle sorte que si le vecteur à traiter  $a_{(n^*)}$  appartient à cette région, il n'est pas modifié; sinon, on le remplace par le vecteur qui lui est le plus proche et appartenant à la région de confiance.

L'équation du filtre s'écrit alors:

$$y_{(n^*)} = \begin{cases} a_{(n^*)} & \text{si } \|a_{(n^*)} - \bar{a}\| \leq d_{(k)} \\ (Min_a \|a - a_{(n^*)}\|) : a \in W_k^*[n] & \text{sinon} \end{cases} \quad (2)$$

Pour éviter la procédure de recherche le vecteur le plus proche de  $a_{(n^*)}$  et appartenant à la région de confiance, une alternative est de projeter ce dernier sur la frontière du volume seuil. Dans ce cas le vecteur remplaçant  $ap_{(n^*)}$  est donnée par :

$$ap_{(n^*)} = \frac{d_{(k)}}{d^*} [a_{(n^*)} - \bar{a}] + \bar{a} \quad \text{où } d^* = \|a_{(n^*)} - \bar{a}\| \quad (3)$$

Ce vecteur est différent du vecteur de rang  $k$  (voir figure 1).

Le paramètre  $k$  dans la définition précédente détermine le volume de l'hypersphère et par conséquent il définit la sélectivité du filtre. Pour  $k=1$ , le filtre ressemble à un filtre médian. Pour une grande valeur de  $k$ , peu de valeurs seront remplacées par le filtre, ce qui préserve les détails. Le rang  $k$  est fixé a priori pour tous les vecteurs de l'image, ce qui pose un problème dans le choix du

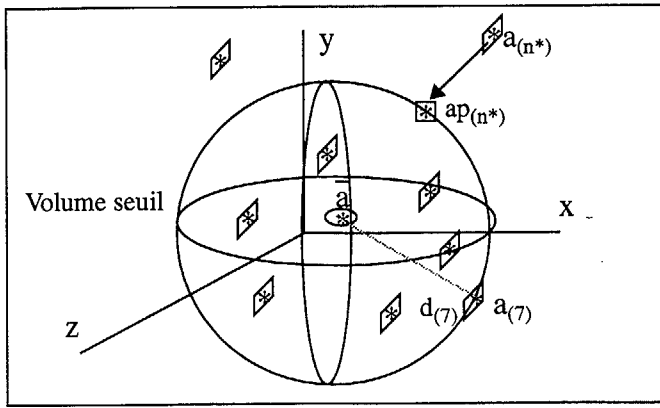


Fig.1. Volume de confiance dans  $R^3$  pour  $N^*=9$  et  $k=7$ .  
 $a_{(n^*)}$  est le vecteur à traiter et  $ap_{(n^*)}$  sa projection.

seuil, dans la mesure où c'est un compromis qui ne satisfait pas la diversité des situations, d'où la nécessité de rendre ce rang adaptatif par vecteur traité, ce qui fait l'objet de la section suivante.

### 3. FILTRAGE VECTORIEL ADAPTATIF

Dans cette section, on propose une amélioration du filtrage précédent par l'introduction d'un coefficient de variation locale autour du vecteur à traiter. Nous commençons par la présentation du coefficient de variation locale choisi, puis nous présentons la méthode qui rend le rang-seuil adaptatif.

#### 3.1. Coefficient de variation locale

Dans la liste ordonnée des vecteurs appartenant à une fenêtre  $W[n]$ , nous définissons le coefficient de variation locale  $C_v$  comme suit:

$$C_v = \frac{d_{int}}{d_{ext}} \quad (4)$$

où  $d_{int}$  est la somme des distances des vecteurs internes au volume de confiance de rang  $k=N^*/2$ .

$d_{ext}$  est la somme des distances des vecteurs externes au volume de confiance de rang  $k=N^*/2$ .

Le coefficient  $C_v$  informe sur la variation locale dans la fenêtre étudiée. Si  $d_{int}$  est proche de  $d_{ext}$ , alors  $C_v$  tend vers 1, la variation dans la fenêtre est très faible, donc le vecteur traité est situé dans une zone homogène. Dans le cas où  $d_{int} \ll d_{ext}$ ,  $C_v$  tend vers 0, cela implique que la zone est très hétérogène (zone contour). En utilisant le coefficient de variation  $C_v$ , nous avons développé une méthode rendant le filtrage adaptatif.

#### 3.2. Méthode basée sur l'histogramme de $C_v$

Nous construisons tout d'abord l'histogramme du coefficient de variation  $C_v$  de l'image (figure 2). Cet histogramme peut être modélisé par une distribution gaussienne de moyenne  $\mu_{C_v}$  et d'écart\_type  $\sigma_{C_v}$ .

En se basant sur l'histogramme, nous divisons l'ensemble des vecteurs de l'image en trois catégories. La première catégorie est celle des variations faibles, elle est formée de l'ensemble des vecteurs possédant un coefficient de variation  $C_v$  supérieur à  $\mu_{C_v}$ . La deuxième catégorie est celle des variations assez fortes, elle est formée de l'ensemble des vecteurs

possédant un coefficient de variation  $C_v$  compris entre  $\mu_{C_v}$  et  $\mu_{C_v} - 2\sigma_{C_v}$ . La troisième catégorie est celle des variations très fortes, elle est formée de l'ensemble des vecteurs possédant un coefficient de variation inférieur à  $\mu_{C_v} - 2\sigma_{C_v}$ .

Le traitement des vecteurs de la première catégorie, vecteurs des zones homogènes, est réalisé par un filtrage médian vectoriel. La deuxième catégorie correspond à l'ensemble de vecteurs contenus dans des zones texturées, le traitement de ces vecteurs est réalisé par un filtrage d'ordre vectoriel à seuil fixe (filtrage de Russell), le rang seuil choisi est le rang médian  $k=N^*/2$ .

Les vecteurs de la troisième catégorie sont supposés appartenir aux zones contours, ils sont laissés inchangés.

La méthode générale du filtrage adaptatif est donnée par :

- Si  $C_v > \mu_{C_v}$  Filtrage médian vectoriel
- Si  $\mu_{C_v} - 2\sigma_{C_v} < C_v \leq \mu_{C_v}$  Filtrage d'ordre vectoriel à rang seuil fixe  $k=N^*/2$
- Si  $C_v \leq \mu_{C_v} - 2\sigma_{C_v}$  Les vecteurs restent inchangés.

Les vecteurs qui sont inférieurs à  $\mu_{C_v} - 2\sigma_{C_v}$  représentent 2,5% du nombre total des vecteurs dans le cas gaussien.

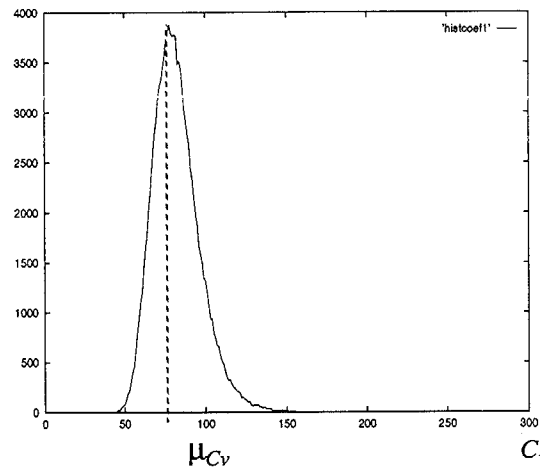


Fig. 2 : Histogramme du coefficient de variation  $C_v$  (abscisse multiplié par 300)

## 4. RESULTATS EXPERIMENTAUX

### 4.1. Données expérimentales

Pour comparer les performances de ces méthodes nous avons utilisé les données issues de la campagne MAESTRO-1 faite par la NASA/JPL utilisant le système polarimétrique AIRSAR qui opère dans les bandes de fréquences P (0.44 GHz), L (1.225 GHz) et C (5.3 GHz) avec un angle d'incidence compris entre  $40^\circ$  et  $50^\circ$ . Les données forment une image 1-vue et la résolution d'un pixel de l'image est de 6,6m verticalement et de 3m horizontalement. L'image traitée est une vue de la forêt des Landes. Nous avons découpé l'image globale en huit sous-images pour tester la robustesse des filtres sur plusieurs sous-images réelles.

La forêt contient 5 classes d'arbres âgés de 1 à 46 ans et une classe contenant de l'herbe.

Les filtres sont appliqués sur des images radar vectorielles,



le vecteur  $U$  utilisé ici est formé à partir des modules des trois composantes polarimétriques d'une image ROS,  $U=[|HH|, |HV|, |VV|]^T$ .

#### 4.2. Résultats comparatifs avec quelques filtres connus

Ce filtre a été appliqué sur des images ROS réelles, les résultats obtenus ont été comparés avec d'autres filtres vectoriels (notamment ceux de Russell[1] et de Lee[2]). Un paramètre mesurant les performances du filtrage a été introduit dans [3], qui tient compte des variations moyennes dans les zones homogènes et sur les zones contours. Il combine les deux caractéristiques antagonistes d'une méthode de filtrage, capacité de lissage et préservation des contours. Les résultats présentés ci-dessous indiquent que le filtre proposé possède, en termes de performances globales, un meilleur comportement du point de vue lissage et préservation des contours (Cf. Tab. 1).

Un autre avantage de cette méthode de filtrage est que l'augmentation du nombre de composantes du vecteur  $U$  ne complique pas sa mise en oeuvre (contrairement aux filtres proposés dans [2]).

### 5. CONCLUSION

Nous avons proposé une méthode de filtrage d'ordre vectoriel adaptatif, qui s'appuie sur la généralisation de la notion de coefficient de variation scalaire au cas vectoriel. L'adaptativité du filtre a été réalisée en se basant sur l'analyse statistique locale et globale du coefficient de variation vectoriel.

Une comparaison entre les principales méthodes de filtrage vectoriel du speckle et la méthode proposée a été réalisée, elle montre que la méthode proposée donne le meilleur compromis entre un bon lissage des zones homogènes et une bonne préservation des contours.

Finalement, cette méthode est facile à mettre en oeuvre,

elle est de plus facilement extensible en vue de l'utilisation des données polarimétriques multi-fréquentielles, c'est-à-dire que l'augmentation du nombre de composantes du vecteur utilisé est simple à intégrer.

### Bibliographie

- [1] Russell C. H. and Gonzelo R. A., «Ranking in Rp and its use in multivariate image estimation», IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology Vol.1, No.2, June 1991.
- [2] Lee J. S., Mitchell R. G. and Stephen A. M., « Speckle reduction in Multipolarisation multifrequency SAR imagery», IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing Vol. 29, No.4, July 1991.
- [3] A. Saad, S. El Assad, D. Barba., «Filtrage du speckle dans les images SAR par modification du contraste en multi-résolution pyramidale», article à paraître dans la revue : Annales des Télécommunications.
- [4] Lindquist C.S., Powell C. C., «Use of smothing in vector filters», Maple Press. San Jose, CA, USA. 1989.
- [5] Lin and Allebach., «Combating Speckle in SAR Images: Vector Filtering and Sequential Classification Based On a Multiplicative Noise Model», IEEE Trans. on Geo. and Remote Sensing, Vol.28. No.4. July 1990.
- [6] Barnett V., «The Ordering of Multivariate Data», J. R. Statist. Soc. A, Vol. 139, Part 3, p. 318, 1976.
- [7] Novak L. M. and Burl M. C., « Optimal Speckle Reduction in Polarimetric SAR Imagery», IEEE Trans. On Aerospace and Elect. Sys. Vol. 26, No. 2, March 1990.
- [8] Lee (J. S.), «Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar image», Computer Graphics and Image Processing. (1981), No. 17, pp. 24-32 .

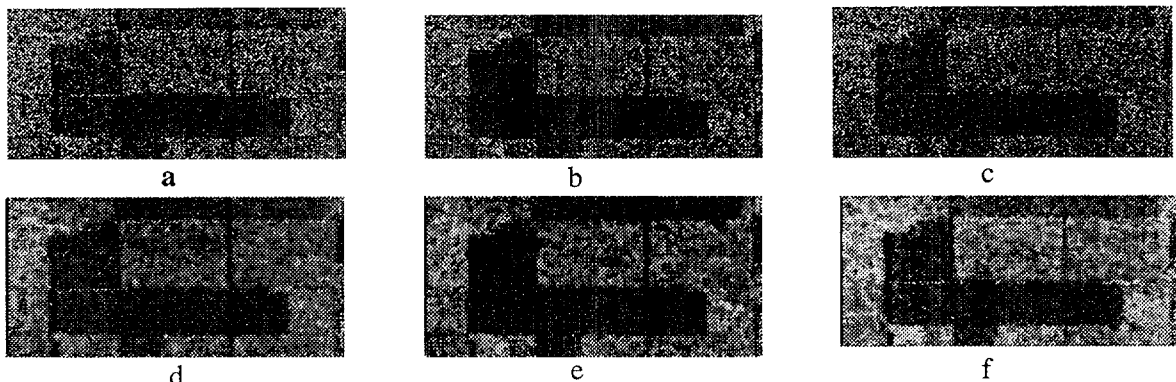


Fig. 3: Les images a,b,c, sont les images originales HH, VV, HV en bande L, d, e, f sont les images correspondantes, filtrées par la méthode proposée (Seuil Adaptatif).

Tab. 1. Résultats globaux de filtres sur huit images ROS.

Filtres	SA	SF	LP	SP
mesure de performances	0.488	0.43	0.46	0.413

SA: filtre à seuil adaptatif (filtre proposé).

SF: filtrage de Russell.

LP: filtre de Lee avec pondération des canaux. SP: filtre de Lee avec utilisation du voisinage.