

Filtrage d'ordre vectoriel adaptatif du speckle dans les images ROS polarimétriques Comparaison avec une classe de filtres

Adaptative Ranked-Order Vectorial Speckle Filtering in Polarimetric SAR Images: Comparison With a Class of Filters

par Ali SAAD et Safwan EL ASSAD

SEI (Systèmes Electroniques et Informatiques) IRESTE,
Rue Christian Pauc La Chantrerie B.P. 60601
44306 Nantes cedex 03. FRANCE.
Tél : {33}0240683036 Fax : {33}0240683066
E-mail : nelassad@ireste.fr Résumé

résumé et mots clés

La présence du bruit de chatoiement multiplicatif (speckle) dans les images radar à ouverture synthétique (ROS), causé par la cohérence de l'onde radar, rend difficile la perception et l'extraction des détails fins qui s'y trouvent. C'est pourquoi, avant d'effectuer l'analyse d'image, le filtrage du speckle pour réduire son influence est un traitement nécessaire.

Dans cet article, nous avons étudié et testé différentes méthodes de filtrage vectorielles linéaires et non linéaires (Novak, Lee, Russel) pour réduire le bruit de speckle du signal d'images ROS. Le filtrage d'ordre vectoriel de Russel semble intéressant par son efficacité et par la simplicité de sa mise en oeuvre. Néanmoins, il présente l'inconvénient d'être non adaptatif. C'est pourquoi, en étendant ce filtrage, nous l'avons rendu adaptatif en fonction des caractéristiques du voisinage. Cette adaptativité s'appuie d'une part, sur la généralisation de la notion de coefficient de variation scalaire au cas vectoriel et d'autre part, sur l'analyse statistique locale et globale de ce dernier.

Un critère global d'évaluation des performances des filtres est proposé. Il combine les deux caractéristiques antagonistes d'une méthode de filtrage, capacité de lissage dans les zones homogènes et préservation des contours. Une comparaison quantitative, selon le critère proposé, sur les méthodes de filtrage vectoriel, citées plus haut, montre l'intérêt de la méthode proposée.

Bruit de chatoiement multiplicatif (Speckle), filtrage vectoriel adaptatif, critère de performances, imagerie radar à ouverture synthétique.

abstract and key words

Speckle appearing in synthetic aperture radar (SAR) images is generated by coherent processing of radar signals. It hampers perception and extraction of fine details in the image. That is why speckle reducing is necessary before images analysis.

In this paper, we have studied and tested several linear and non linear vectorial methods (Novak, Lee, Russell) to remove speckle in SAR images. Russell's method has proved its efficiency and simplicity of implementation, it is not adaptive. So we have generalized Russell's method to make it adaptive by pixel. Adaptivity is based on the generalization of local scalar variation towards a case of a vectorial variation, on one hand, and on local and global statistic analysis of the latter, on the other hand.

To evaluate the performance of a filtering method, we propose criteria that join the two qualities, smoothing and edge preservation. A comparative study with several vectorial filtering methods show that the proposed method provides the best results according to the proposed criteria.

Speckle, Adaptive Vectorial Filtering, Criteria of Performance, Synthetic Aperture Radar.

1. Introduction

L'onde reçue en un point d'une image radar est la somme de plusieurs ondes rétrodiffusées à partir d'une surface donnée. Ces ondes arrivent en un même point du capteur d'images avec des retards relatifs différents dus à la rugosité des surfaces naturelles par rapport à la longueur d'onde de l'onde cohérente. L'interférence de ces ondes provoque l'aspect granulaire connu sous le nom de speckle [God76]. Ce dernier possède les caractéristiques d'un bruit aléatoire multiplicatif. Il rend difficile la perception et l'extraction des détails fins de l'image. Aussi, la réduction du speckle est vitale pour améliorer la perception visuelle des détails les plus tenus de l'image, afin de faciliter le travail d'un photointerprète et pour améliorer les procédures de classification et de segmentation des images en zones de même nature.

Les récents systèmes imageurs forment des images ROS multi-polarisées et multifréquentielles permettant ainsi d'augmenter les capacités à l'interprétation des images ROS, puisque les données sont vectorielles et donc plus riches concernant la nature physique des objets réfléchissants. Pour réduire le bruit de speckle, ces données peuvent être traitées par les nombreuses méthodes de filtrage scalaire proposées dans la littérature [Alp92, Bij95, Che92, Fro82, Hil91, Kua87, Lee83, Lee86, Lop90, Nez94, Saa96, Wu92, Zamp93], en opérant sur chaque composante du vecteur d'une manière indépendante des autres composantes. Cependant, ce type d'approche n'exploite pas les corrélations qui peuvent exister entre les composantes. Pour cela, Novak et Burl [Nov90] ont développé une méthode de filtrage appelée « Polarimetric Whitening Filter », utilisant les trois composantes polarimétriques complexes (HH , HV , VV) d'une image intensité mono-vue. Sous l'hypothèse que la composante HV est non corrélée avec les composantes HH et VV , la sortie du filtre donne une image intensité scalaire formée d'une combinaison optimale des trois composantes. Lee *et al.* [Lee91] ont proposé 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 mono-vue et multi-vues, tant sur des images d'intensités que sur des images d'amplitudes. Cette méthode ne combine pas les trois composantes polarimétriques dans une seule image comme celui de Novak, mais elle produit des images filtrées HH , HV , VV .

La méthode de filtrage développée par Lin et Allebach [Lin90], opère simultanément dans le domaine spatial et dans le domaine polarimétrique. C'est une généralisation de la méthode de filtrage scalaire utilisant les statistiques locales de Lee [Lee81]. 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.* [Lee91] ont généralisé davantage le filtre de Lin et Allebach pour les données multi-spectrales avec un bruit multiplicatif corrélé. Touzi et Lopes [Tou94] ont proposé une méthode de filtrage des signaux ROS polarimétrique pour les cibles non réciproques ($HV \neq VH$).

Par ailleurs, le filtrage médian et le filtrage d'ordre adaptatif ont prouvé leur efficacité dans le traitement des signaux scalaires. Ainsi Russell *et al.* [Rus91] ont développé une méthode de filtrage d'ordre vectoriel basée sur le choix d'un volume-seuil

dit « de confiance ». Ce volume est une hypersphère centrée sur le vecteur moyen \bar{G} et de rayon seuil $d(k)$. 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 définissant le rayon seuil est fixé *a priori* pour tous les vecteurs de l'image. Ceci pose un problème dans le choix du seuil, du fait qu'il existe un compromis entre le lissage du bruit et la préservation des contours, ce qui ne satisfait pas la diversité des situations. C'est pourquoi, pour réduire le speckle dans les images ROS polarimétriques, nous proposons d'étendre la méthode de filtrage de Russell pour qu'elle soit adaptative en fonction des caractéristiques locales du point traité. L'adaptativité s'appuie sur la généralisation de la notion de coefficient de variation scalaire au cas vectoriel et sur l'analyse statistique locale et globale de ce dernier. Nous proposons deux coefficients de variation. Le premier utilise l'algorithme des centres mobiles [Did81] pour segmenter les données de la fenêtre locale d'observation en deux classes [Saa96]. La distance entre les centroïdes des classes constitue une mesure de la variation locale. Le deuxième coefficient est basé sur un rapport de la distance moyenne d'un premier groupe de vecteurs (ceux proches du centroïde de la fenêtre) sur la distance moyenne du deuxième groupe de vecteurs (les vecteurs loins du centroïde) [Saa95] [Elas95]. Nous avons comparé les résultats obtenus par les deux filtres proposés à ceux engendrés par les filtres précédents en utilisant un critère d'évaluation des performances d'une méthode de filtrage. Ce dernier est déduit de deux indicateurs liés à l'aptitude à réduire le bruit dans les zones homogènes et à celle de ne pas lisser les contours respectivement [Saa96].

Nous avons aussi montré l'apport du filtrage vectoriel par rapport au filtrage scalaire d'une part, et l'influence du filtrage sur la segmentation d'autre part [SaaT96], [Elas96].

Le papier est organisé de la façon suivante. Dans la partie 2, nous présentons les principales méthodes de filtrage vectoriel. Dans la partie 3, nous décrivons la méthode proposée de filtrage d'ordre vectoriel adaptatif. Le critère global d'évaluation des performances des filtres est présenté dans la partie 4. Les résultats expérimentaux comparatifs sur les images ROS polarimétriques sont donnés dans la partie 5 avant de conclure.

2. présentation des principales méthodes du filtrage vectoriel

Dans cette partie, nous présentons les différentes méthodes de filtrage vectoriel linéaires et non linéaires que nous avons testées.

Notations :

G, g est le niveau de gris ou l'intensité de l'image dégradée (image observée); F, f celui de l'image non dégradée (image originale) et U, u le bruit affectant l'image originale. Une lettre majuscule

(G par exemple) représente un vecteur et une lettre minuscule (g) représente un scalaire.

2.1. filtre polarimétrique blanchisseur de Novak (PB) [Nov90]

Si les signaux reçus sont distribués selon une distribution K , le vecteur polarimétrique mesuré par un radar est supposé être le produit d'un vecteur complexe gaussien U représentant le speckle et d'une variable spatiale de texture \sqrt{F} ,

$$G = \sqrt{F} \cdot U \quad (1)$$

L'image intensité, du vecteur G (formé des trois signaux complexes HH , HV et VV), ayant le minimum de speckle est construite de la manière suivante :

1. le vecteur polarimétrique G traverse un filtre dit blanchisseur construit à partir de la matrice de covariance par :

$$Y = \Sigma^{-1/2} G \quad (2)$$

2. les puissances contenues dans les éléments de Y permettent de donner la puissance totale :

$$\hat{g} = Y^\dagger Y = G^\dagger \Sigma^{-1} G \quad (3)$$

Une version améliorée de l'algorithme de Novak *et al.*, est donnée dans [Bel95], où la matrice de covariance de la scène imagée est pleine (cibles ne vérifiant pas la symétrie azimutale). Cette dernière définie par $\Sigma = E(UU^\dagger)$ a la forme suivante :

$$\Sigma = \sigma_{HH} \begin{bmatrix} 1 & \beta\sqrt{\varepsilon} & \rho\sqrt{\gamma} \\ \beta^*\sqrt{\varepsilon} & \varepsilon & \xi\sqrt{\gamma\varepsilon} \\ \rho^*\sqrt{\gamma} & \xi^*\sqrt{\gamma\varepsilon} & \gamma \end{bmatrix} \quad (4)$$

où σ est la section efficace radar, les autres paramètres ε , γ , ρ , β et ξ sont définis par le jeu d'équations suivant :

$$\begin{aligned} \sigma_{HH} &= E\{|HH|^2\} & \varepsilon &= \frac{E\{|HV|^2\}}{E\{|HH|^2\}} & \gamma &= \frac{E\{|VV|^2\}}{E\{|HH|^2\}} \\ \rho &= \frac{E(HH \cdot VV^*)}{\sqrt{E\{|HH|^2\}}\sqrt{E\{|VV|^2\}}} & \beta &= \frac{E(HH \cdot HV^*)}{\sqrt{E\{|HH|^2\}}\sqrt{E\{|HV|^2\}}} \\ \xi &= \frac{E(HV \cdot VV^*)}{\sqrt{E\{|HH|^2\}}\sqrt{E\{|VV|^2\}}} \end{aligned} \quad (5)$$

(\dagger signifie le transposé complexe conjugué, $*$ le conjugué et $E()$ l'espérance mathématique)

Ceci conduit à l'opération de blanchissement :

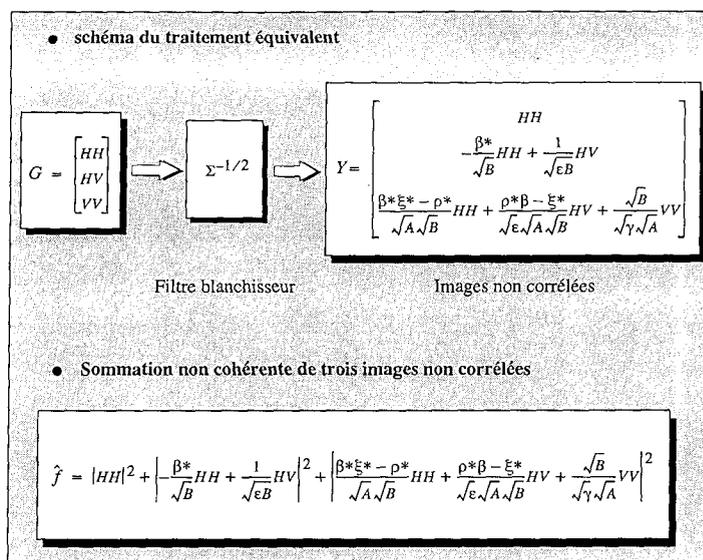


Figure 1. – Traitement optimal de l'image par filtrage polarimétrique blanchisseur.

Où :

$$\Sigma^{-1/2} = \frac{1}{\sqrt{\sigma_{HH}}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{\beta^*}{\sqrt{B}} & \frac{1}{\sqrt{\varepsilon B}} & 0 \\ \frac{\beta^*\xi^* - \rho^*}{\sqrt{A}\sqrt{B}} & \frac{\rho^*\beta - \xi^*}{\sqrt{\varepsilon}\sqrt{A}\sqrt{B}} & \frac{\sqrt{B}}{\sqrt{\gamma}\sqrt{A}} \end{bmatrix} \quad (6)$$

et

$$\begin{aligned} A &= 1 - |\xi|^2 - |\beta|^2 - |\rho|^2 + \rho^*\xi\beta + \rho\beta^*\xi^* \\ B &= 1 - |\beta|^2 \end{aligned} \quad (7)$$

Ce traitement n'est autre qu'un changement des variables de la base des polarisations linéaires (HH , HV , VV) en une nouvelle base donnée par Y (voir figure 1).

Dans le cas d'une symétrie azimutale, β et ξ sont nuls, les résultats donnés dans [Nov90] sont alors retrouvés.

2.2. filtre de Lee utilisant la diversité de polarisation (LP) [Lee91]

Lee utilise le modèle suivant (pour les trois composantes polarimétriques HH , HV , VV) :

$$g_i = f_i u_i \quad \text{pour } i = 1, 2, 3. \quad (8)$$

u_i est le speckle caractérisé par une moyenne unité et un écart-type donné par

$$\sigma_u = \sigma_g / E(g) \quad (9)$$

Dans les zones homogènes, le coefficient de corrélation $\rho(g_i, g_j)$ entre le pixel g_i (de la composante i) et le pixel g_j (de la

composante j) est égal au coefficient de corrélation $\rho_{i,j}$ du speckle entre composantes.

$$\begin{aligned} \rho(g_j, g_i) &= \frac{E[(g_i - \bar{g}_i)(g_j - \bar{g}_j)]}{\sqrt{E[(g_i - \bar{g}_i)^2]E[(g_j - \bar{g}_j)^2]}} \\ &= \rho_{ij} = \frac{E[(u_i - 1)(u_j - 1)]}{\sigma_{ui}\sigma_{uj}} \end{aligned} \quad (10)$$

Pour une image mono-vue, Lee *et al.*, proposent le filtre linéaire pondéré au sens des moindres carrés suivant :

$$\hat{f}_1 = (g_1 + ag_2/\varepsilon + bg_3/\gamma)/(1 + a + b), \quad (11)$$

$$\hat{f}_2 = \varepsilon \hat{f}_1 \quad \text{et} \quad \hat{f}_3 = \gamma \hat{f}_1 \quad (12)$$

avec

$$\varepsilon = \frac{E[g_2]}{E[g_1]} \quad \gamma = \frac{E[g_3]}{E[g_1]} \quad (13)$$

γ, ε sont utilisés pour compenser localement les rétrodiffusions moyennes entre les trois images HH, HV, VV . En d'autres termes, ils sont utilisés pour avoir une estimation non biaisée de f .

Les valeurs a et b sont déterminées par minimisation de $E[(\hat{x}_1 - x_1)^2]$ qui est l'Erreur Quadratique Moyenne d'estimation (EQM). Sachant que dans une zone homogène,

$$f_i = E(f_i), \quad \text{et} \quad \hat{f}_1 = (f_1 u_1 + a f_1 u_2 + b f_1 u_3)/(1 + a + b) \quad (14)$$

et on obtient alors :

$$a = \frac{(1 - \rho_{13})(1 - \rho_{23} + \rho_{13} - \rho_{12})}{(1 - \rho_{23})(1 + \rho_{23} - \rho_{13} - \rho_{12})} \quad (15)$$

$$b = \frac{(1 - \rho_{12})(1 - \rho_{23} - \rho_{13} + \rho_{12})}{(1 - \rho_{23})(1 + \rho_{23} + \rho_{13} - \rho_{12})} \quad (16)$$

La réduction du bruit est :

$$\sigma(\hat{f}_1)/E(\hat{f}_1) = \sigma(g_1)/E(g_1) \frac{\sqrt{1 + a^2 + b^2 + 2ab\rho_{23} + 2a\rho_{12} + 2b\rho_{13}}}{(1 + a + b)} \quad (17)$$

Ce filtre est valable aussi bien pour des images mono-vues que pour des images multi-vues. Par ailleurs, contrairement au filtre de Novak qui forme une seule image intensité à partir des trois composantes, ici les trois composantes f_1, f_2 et f_3 sont filtrées.

Le filtre est appliqué d'une façon adaptative dans une fenêtre glissante de taille 7×7 , sans supposer l'indépendance entre HH, HV et VV . Les coefficients de corrélations $\rho_{12}, \rho_{13}, \rho_{23}$ sont calculés à partir de la fenêtre d'étude.

2.3. filtre de Lee utilisant la diversité spatiale et de polarisation (LSP) [Lee91]

Lin et Alleback [Lin90] ont développé un filtrage vectoriel adaptatif qui est la généralisation de la méthode de filtrage scalaire de Lee [Lee81] utilisant les statistiques locales. Ils supposent que le bruit des différentes composantes est non corrélé. La méthode

de Lee *et al.* [Lee91] suivante généralise davantage ce dernier filtrage pour un bruit corrélé, et pour un vecteur de dimension quelconque. Ils exploitent simultanément la diversité de polarisation et le voisinage spatial du pixel à traiter pour estimer sa valeur réelle.

Le modèle du vecteur mesuré est donné par :

$$G = UF \quad (18)$$

$$\text{avec} \quad = \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \\ g_3 \end{bmatrix} \quad F = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \end{bmatrix} \quad U = \begin{bmatrix} u_1 & & \\ & u_2 & \\ & & u_3 \end{bmatrix} \quad (19)$$

En appliquant la théorie de l'estimation linéaire optimale, le vecteur estimé de \hat{F} est donné par :

$$\hat{F} = C\bar{F} + DG \quad (20)$$

ou \bar{F} est la valeur moyenne locale dans la fenêtre de travail.

C et D sont des matrices 3×3 qui sont déterminées par la minimisation de l'EQM

$$E[|\hat{F} - F|^2] \quad (21)$$

L'expression du filtre vectoriel est alors :

$$\hat{F} = \bar{F} + MP^{-1}(G - \bar{F}) \quad (22)$$

où $M = \text{Cov}(F)$ et $P = \text{Cov}(G)$ sont estimés localement (Cov est la matrice de covariance).

Le speckle u_i ($i = 1, 2, 3$) est corrélé avec un coefficient de corrélation ρ_{ij} ($j = 1, 2, 3$) connu. En utilisant l'équation vectorielle $G = UF$, M est donnée par :

$$M_{ij} = (P_{ij} - \rho_{ij}\sigma_{ui}\sigma_{uj}\bar{g}_i\bar{g}_j)/(1 + \rho_{ij}\rho_{ui}\rho_{uj}) \quad (23)$$

Cet algorithme est appliqué dans une fenêtre glissante de taille 7×7 pixels. ρ_{ij} et σ_u sont les paramètres du filtre.

ρ_{ij} : peut être estimé à partir des zones homogènes, on peut aussi l'estimer d'une manière adaptative à partir d'une fenêtre glissante de taille 7×7 .

Dans le calcul de la matrice M , il faut s'assurer que les coefficients diagonaux $M_{ii} \geq 0$ et les termes non diagonaux obéissent à :

$$|M_{ij}| \leq \sqrt{M_{ii}M_{jj}} \quad (24)$$

Dans le cas où $|M_{ij}| > \sqrt{M_{ii}M_{jj}}$, alors, M_{ij} prend la valeur suivante :

$$|M_{ij}| = \sqrt{M_{ii}M_{jj}} \quad (25)$$

Ce cas se produit spécialement près du contour car le modèle multiplicatif n'est pas valable.

2.4. filtrage d'ordre vectoriel

Le filtrage d'ordre scalaire a prouvé son efficacité et sa robustesse puisque cette approche isole les points bruités dans les rangs extrêmes de la liste ordonnée des données. L'extension de l'ordre scalaire vers un ordre vectoriel est alors intéressante, et peut être définie de plusieurs façons [Bar76, Har90]. Nous commençons par présenter l'ordre vectoriel, puis par la suite nous décrirons le principe de filtrage d'ordre vectoriel à seuil fixe de Russell [Rus91].

2.4.1. Ordre dans R^p et vecteur médian

Ordre dans R^p

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 \bar{G} ,

$$d_i = \|G_i - \bar{G}\| = [(G_i - \bar{G})^t (G_i - \bar{G})]^{1/2} = \left[\sum_{k=1}^p (G_{ik} - \bar{G}_k)^2 \right]^{1/2} \quad (26)$$

où G_i est un vecteur à p-dimensions appartenant à la fenêtre de traitement W et G_{ik} est la $k^{\text{ième}}$ composante du vecteur G_i .

La distance utilisée ici est la distance Euclidienne vectorielle, choisie pour sa simplicité de mise en oeuvre. Cependant, cette distance n'est pas appropriée dans le cas de données à variances non symétriques dans toutes les directions, ce qui est le cas des données qui ont une représentation ellipsoïdale dans R^p . Les distances de Mahalanobis et exponentielle sont mieux adaptées à ce type de données, car elles tiennent compte de la matrice de covariance des données. Pour les données ROS polarimétriques utilisées ici, la distance Euclidienne semble satisfaisante.

Vecteur médian

Etant donné l'ensemble des N vecteurs (G_0, \dots, G_{N-1}) avec les distances correspondantes (d_0, \dots, d_{N-1}) , on note les vecteurs ordonnés par $G_{(0)}, \dots, G_{(N-1)}$ où $G_{(k)}$ est le vecteur correspondant à une distance de rang k , ordonné par rapport au centroïde \bar{G} . 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 0 qui est le plus ressemblant au vecteur médian. Une définition générale pour le vecteur médian \tilde{G} est donnée par :

$$\tilde{G} = \min_{G \in W} \left[\sum_{G' \in W} \|G' - G\| \right] \quad (27)$$

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 (27) 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.

2.4.2. filtre d'ordre vectoriel à seuil fixe de Russell (SF) [Rus91]

Etant donné un volume seuil, le filtre d'ordre vectoriel laisse inchangés 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 (voir figure 2).

Soit $W[n]$ une fenêtre de taille $(2l + 1)(2l + 1) = N$, centrée sur le vecteur G_n de dimension p : $G_n = [G_{1n}, \dots, G_{pn}]^t$, n , étant l'indice du vecteur à traiter.

Dans la liste des vecteurs ordonnés, les vecteurs bruités sont classés dans les rangs supérieurs, donc l'idée est de choisir un rang seuil $k \in \{0, \dots, N - 1\}$ en dessous duquel on estime, avec une certaine confiance, que les vecteurs ne sont pas bruités. Ces vecteurs forment l'ensemble $W_k[n] = \{G_{(0)}, \dots, G_{(k)}\}$.

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

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

L'équation du filtre s'écrit alors :

$$f_{(n)} = \begin{cases} G_{(n)} & \text{si } \|G_{(n)} - \bar{G}\| \leq d_{(k)} \\ (\text{Min}_G \|G - G_{(n)}\|) : G \in W_k[n] & \text{sinon} \end{cases} \quad (28)$$

Pour éviter la procédure de recherche du vecteur le plus proche de $G_{(n)}$ 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 $G_{p(n)}$ est donné par :

$$G_{p(n)} = \frac{d_{(k)}}{dn} [G_{(n)} - \bar{G}] + \bar{G} \quad \text{où } dn = \|G_{(n)} - \bar{G}\| \quad (29)$$

Ce vecteur est différent du vecteur de rang k (voir figure 2).

Le paramètre k dans la définition précédente détermine le volume de l'hypersphère et par conséquent il définit la sélectivité du filtre. Pour $k = 0$, 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 (dans le cadre de notre expérimentation la taille de fenêtre est de 7×7 et le rang seuil choisi est de 35). Ceci pose un problème dans le choix du seuil, dans la mesure où c'est un compromis qui ne satisfait pas la diversité des situations. D'où l'intérêt de rendre ce rang adaptatif par vecteur traité, ce qui fait l'objet de la section suivante.

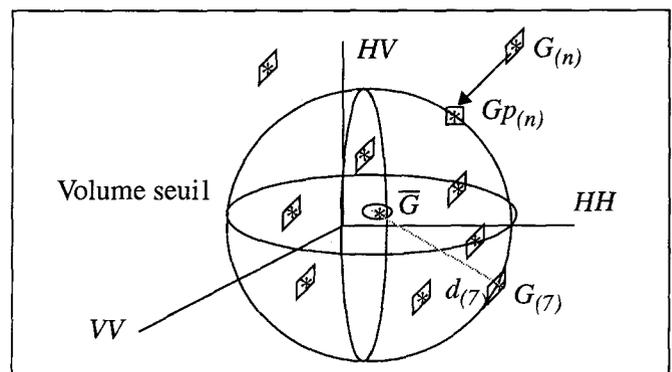


Figure 2. - Volume de confiance dans R^3 pour $N = 9$ et $k = 7$. $G_{(n)}$ est le vecteur à traiter et $G_{p(n)}$ sa projection.

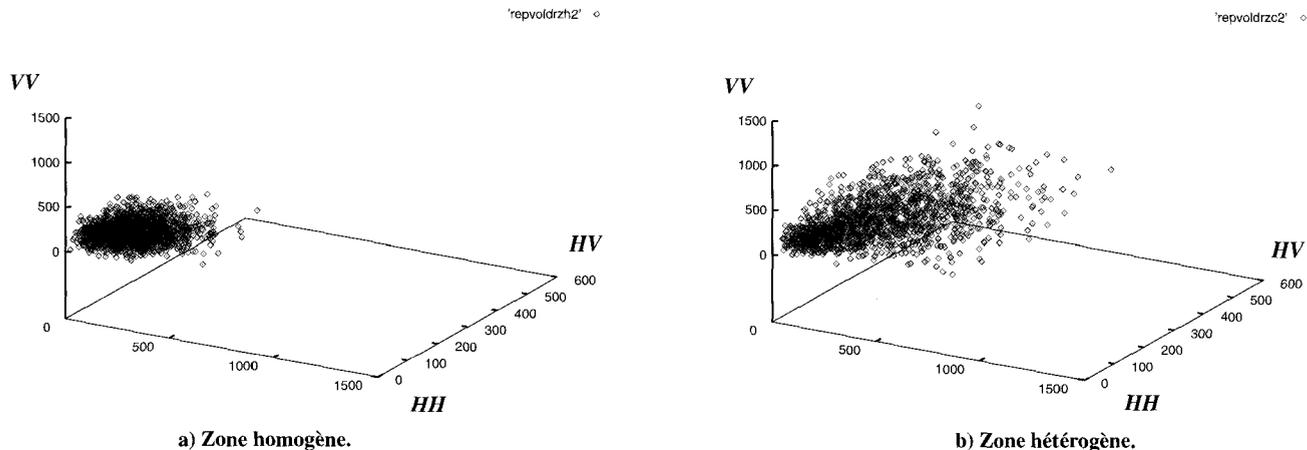


Figure 3. – Représentation des données d'une zone homogène et d'une zone hétérogène dans l'espace de composantes HH, HV, VV .

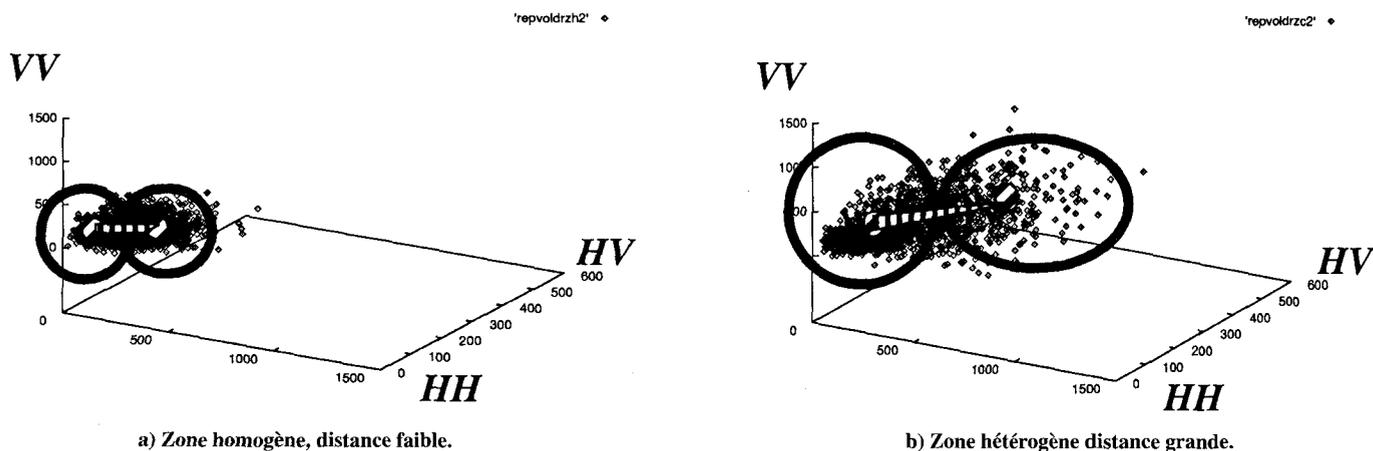


Figure 4. – Représentation des distances dans chacune des zones homogènes et hétérogène.

3. filtrage d'ordre vectoriel adaptatif [SaaT96]

Nous proposons ici d'étendre la méthode de filtrage de Russell précédente pour qu'elle soit adaptative pour chaque vecteur traité. Cette adaptativité est basée sur la généralisation de la notion du coefficient de variation scalaire au cas vectoriel et sur l'analyse statistique locale et globale de ce dernier. Nous commençons par la présentation des coefficients de variation locale vectorielle proposés, puis nous présentons la méthode du filtrage d'ordre vectoriel adaptatif, donc à seuil variable selon le vecteur traité.

3.1. coefficients de variation locale

Premier coefficient

Les vecteurs contenus dans une zone homogène ont des caractéristiques semblables, leurs représentations dans l'espace des trois

composantes (HH, HV, VV) forment un nuage de points de volume réduit et compact (figure 3a). Les vecteurs contenus dans une zone hétérogène ont des caractéristiques différentes et leurs représentations dans l'espace des composantes forment un nuage de points dispersés de volume assez grand (figure 3b).

La division de l'ensemble des vecteurs contenus dans une zone, fenêtre d'étude W , en deux groupes (en utilisant l'algorithme de centres mobiles [Did81]), puis la mesure de la distance entre les deux centres de groupes, renseigne sur la variation des données dans la zone d'étude. En effet, la distance séparant les deux centres dans une zone homogène est plus petite que la distance séparant les deux centres d'une zone hétérogène (figure 4).

En fonction de cette distance nous définissons le coefficient de variation variant entre 0 et 1, suivant :

$$C_v = \frac{d - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}} \quad (30)$$

où :

d est la distance entre les deux centres de la fenêtre d'étude,

d_{\min} , d_{\max} représentent respectivement la distance minimale et la distance maximale choisies parmi toutes les distances calculées sur l'image entière.

Seuil Adaptatif (SA1)

En utilisant le coefficient de variation C_v , nous calculons un rayon seuil variable (adaptatif) R_v en fonction de C_v .

$$R_v = C_v R_{\max} \quad (31)$$

avec :

R_{\max} est le rayon seuil maximal correspondant au rang du vecteur le plus loin du centroïde de la fenêtre d'étude.

R_v est le rayon seuil variable par vecteur. Avec ce rayon seuil variable nous rendons le filtrage de Russell adaptatif par vecteur traité.

Deuxième coefficient

Le deuxième paramètre de variation est basé sur l'étude de la dispersion des données autour du centroïde. Dans une zone homogène la dispersion des données autour du centroïde est faible (Fig 5a), par rapport à la dispersion des données dans une zone hétérogène (Fig 5b). Pour mesurer cette dispersion, nous divisons l'ensemble des données ordonnées par rapport au centroïde en deux groupes de tailles égales.

Le premier groupe est formé de $N/2$ vecteurs les plus proches du centroïde. Le deuxième groupe est formé de $N/2$ vecteurs les plus éloignés du centroïde.

Nous définissons le coefficient M_v qui informe sur la variation des données dans la fenêtre d'étude, comme suit :

$$M_v = \frac{d_{\text{int}}}{d_{\text{ext}}} \quad (32)$$

où :

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

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

En normalisant le paramètre de variation M_v entre 0 et 1, nous obtenons le paramètre suivant :

$$C_{v_1} = \frac{(M_v - M_{v_{\min}})}{(M_{v_{\max}} - M_{v_{\min}})} \quad (33)$$

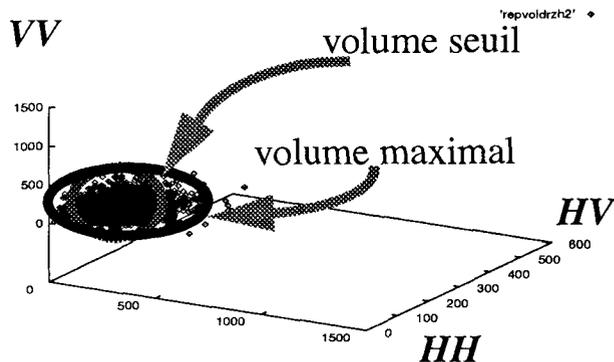
avec :

$M_{v_{\min}}$ est la variation minimale sur toute l'image.

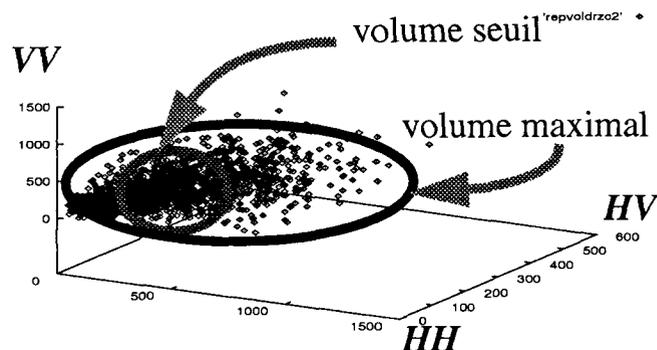
$M_{v_{\max}}$ est la variation maximale sur toute l'image.

Seuil adaptatif (SA2)

Si d_{int} est proche de d_{ext} , alors C_{v_1} 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 $d_{\text{int}} \ll d_{\text{ext}}$, C_{v_1} tend vers 0, cela implique que la zone est très hétérogène (zone contour).



a) Zone homogène, données réelles, rapport C_{v_1} .



b) Zone hétérogène, données réelles, rapport C_{v_1} petit.

Figure 5. – Représentation des volumes dans chacune des zones, homogènes et hétérogènes.

Le paramètre C_{v_1} est ensuite utilisé pour faire varier le seuil du filtrage de Russell, le seuil adaptatif devient :

$$R_v = (1 - C_{v_1}) R_{\max} \quad (34)$$

R_{\max} et R_v sont définis comme précédemment.

En utilisant le paramètre de variation C_v , nous avons développé une stratégie rendant le filtrage adaptatif, stratégie développée au paragraphe suivant.

3.2. stratégie du filtrage d'ordre vectoriel adaptatif

Le filtrage vectoriel conçu ici est pour but d'améliorer la segmentation vectorielle. Donc, rendre les zones homogènes le plus uniforme possible à notre avis permet d'améliorer la segmentation, pour cette raison nous cherchons les vecteurs contenus dans les zones homogènes pour les traiter différemment des autres.

En général, un grand nombre des pixels de l'image se trouvent dans des zones homogènes, le meilleur traitement de ces vecteurs est le filtrage « moyenne ».

Pour tenir compte de cette réalité, le filtrage vectoriel adaptatif proposé, s'appuie sur l'histogramme du coefficient de variation C_v de l'image (voir figure 6), pour distinguer les types de variation (faible ou forte) du vecteur traité. Cet histogramme peut être modélisé par une distribution gaussienne de moyenne μ_{C_v} et d'écart-type σ_{C_v} . L'histogramme, permet de diviser l'ensemble des vecteurs de l'image en deux catégories.

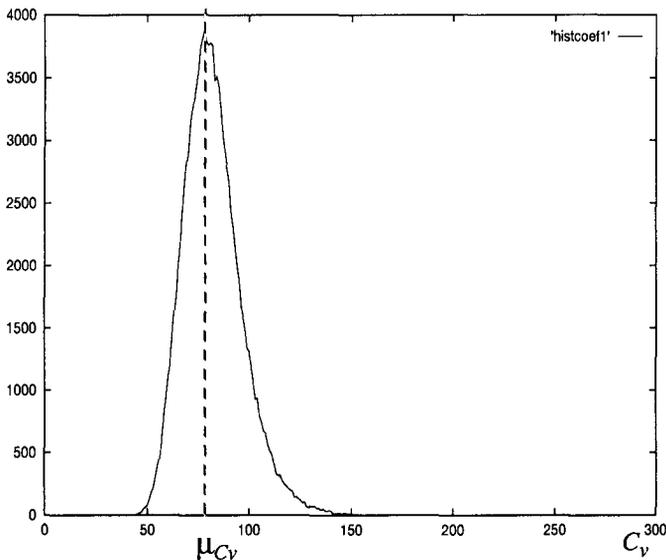


Figure 6. – Histogramme du paramètre de variation C_v (abscisse multipliée par 300).

En utilisant le seuil adaptatif SA1, la première catégorie est alors celle des variations faibles, elle est formée de l'ensemble des vecteurs possédant un coefficient de variation C_v inférieur ou égal à μ_{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 supérieur à μ_{C_v} .

Le traitement des vecteurs de la première catégorie, vecteurs issus des zones homogènes, est réalisé par un filtrage « moyen » vectoriel, puisque c'est le meilleur traitement pour ces données. L'opération de « moyennage » revient à prendre un rang seuil R_v égal à zéro.

La deuxième catégorie correspond à l'ensemble des vecteurs contenus dans des zones de contours ou texturées. Le traitement de ces vecteurs est réalisé par un filtrage d'ordre vectoriel à seuil variable suivant :

$$R'_v = C'_v R_{\max} \tag{35}$$

avec
$$C'_v = (C_v - \mu_{C_v}) / (C_{v_{\max}} - \mu_{C_v}) \tag{36}$$

Nous avons utilisé C'_v au lieu de C_v pour que les pixels proches de part et d'autre de μ_{C_v} soient traités de la même manière. Le filtrage adaptatif est alors :

- un filtrage vectoriel de type moyenne si $C_v < \mu_{C_v}$
- un filtrage d'ordre vectoriel à rang seuil variable si R'_v si $C_v \geq \mu_{C_v}$

Si nous utilisons le seuil adaptatif SA2, alors la stratégie adoptée du filtrage adaptatif est exactement le contraire de celle utilisée auparavant, à savoir :

- filtrage moyenne vectoriel si $C_{v_1} > \mu_{C_{v_1}}$
 - filtrage d'ordre vectoriel à rang seuil variable $R'_v = (1 - C'_{v_1}) R_{\max}$ si $C_{v_1} \leq \mu_{C_{v_1}}$
- où C'_{v_1} est donné par la relation (36), en remplaçant v par v_1 .

4. critères d'évaluation des performances des filtres

La performance d'un filtre dépend de deux critères : son aptitude à préserver les contours, sa capacité à lisser dans les zones homogènes.

Pour tester les filtres du point de vue lissage, nous avons choisi d'évaluer leurs performances sur quelques zones homogènes et sur chaque zone on calcule le coefficient suivant :

$$Cgh_i = \sigma_{h_i} / \mu_{h_i} \tag{37}$$

où Cgh_i est le coefficient de variation moyenne du niveau de gris de la zone i , σ_{h_i} et μ_{h_i} sont respectivement l'écart-type et la moyenne du niveau de gris sur la zone homogène i . Le coefficient de variation global Cgh sur l'image à partir de mesures faites sur Q zones, est donné par :

$$Cgh = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q Cgh_i \tag{38}$$

Le meilleur filtre du point de vue lissage est celui qui donne le plus faible coefficient de variation Cgh .

Pour tester les filtres du point de vue préservation des contours, nous avons choisi dans l'image quelques zones contenant des contours. On détermine le coefficient Cgc de variation moyenne du niveau de gris de toutes les zones choisies de la même façon que Cgh . Le meilleur filtre du point de vue préservation de contour est celui qui donne le plus grand coefficient Cgc .

Pour déterminer le meilleur filtre qui préserve les contours et lisse les zones homogènes, nous avons combiné les deux coefficients moyens précédents dans une grandeur décrivant d'une manière globale les performances du filtre étudié.

Celle-ci notée Mg , est la moyenne géométrique du produit du coefficient de variation sur les zones de contours (par rapport à l'ensemble des filtres) avec l'inverse du coefficient de variation sur les zones homogènes.

$$Mg = \sqrt{(Cgh)^{-1} \times Cgc} \tag{39}$$

De ce fait, le meilleur filtre sera celui qui produira le coefficient global Mg maximum.

5. résultats expérimentaux comparatifs

Pour comparer les performances de ces méthodes, nous avons utilisé des données issues de la forêt des Landes. Nous avons découpé l'image initiale en huit sous-images de taille 512*256 pixels chacune pour tester la robustesse des filtres sur plusieurs sous-images vectorielles. Le vecteur G utilisé ici est formé à partir des intensités des trois composantes polarimétriques de chaque sous-image $G = [|HH|^2, |HV|^2, |VV|^2]^t$.

Les résultats obtenus par les différents filtres vectoriels ont été comparés selon le critère de performance globale, que nous avons introduit dans la partie 4.

Le filtrage de Novak n'a pas été comparé aux autres filtres parce qu'il combine les trois composantes polarimétriques pour produire une seule image, les autres filtrages produisent des images filtrées des trois composantes HH, HV, VV .

Le choix des zones tests a été réalisé à partir de la vérité terrain (carte réelle de la forêt des Landes). L'annexe 1, figure 7 donne la position et la taille des zones homogènes et des zones contours choisies dans chacune des sous-images. Les tailles des zones homogènes varient de 2000 à 13000 pixels. Dans chaque sous-image nous avons choisi quelques zones homogènes et zones contours.

Les tailles des zones contours sont évidemment inférieures aux tailles des zones homogènes. Ce sont des zones frontières entre deux régions homogènes. L'épaisseur de ces zones est très faible (en moyenne 10 pixels), pour ne pas dégrader la mesure du coefficient Cgc par des pixels lissés provenant des zones homogènes. Les tailles de ces zones de contours varient de 200 à 2200 pixels, l'annexe 1, figure 8 précise la largeur maximale que peuvent avoir ces zones.

Pour chaque sous-image, les résultats sont présentés sous forme de tableaux. Dans la première catégorie de ces tableaux, nous présentons les paramètres de variation des filtres dans les zones homogènes et dans les zones contours pour chaque composante de l'image polarimétrique HH, HV, VV . Dans la deuxième catégorie nous présentons les paramètres de variation globales pour chaque composante et pour chaque filtre.

Dans la troisième catégorie, nous présentons le résultat de type moyenne des trois composantes pour chaque filtre.

Enfin, dans une quatrième catégorie, nous présentons le résultat des performances globales sur l'ensemble des huit sous-images pour chaque filtre. Ces résultats sont donnés pour la bande L . En bandes P et C nous donnons seulement le résultat des performances globales sur l'ensemble des huit sous-images pour chaque filtre.

Sigles contenus dans chacun des tableaux

Sigles du premier tableau

zone homogène

$LPzh^{-1}, LSPzh^{-1}, SFzh^{-1}, SA1zh^{-1}, SA2zh^{-1}$ représentent l'inverse du paramètre de variation dans les zones homogènes,

respectivement pour les filtrages LP de Lee, LSP de Lee, à seuil fixe SF de Russell, à seuil adaptatif $SA1$ et $SA2$ de notre méthode.

zone contour

$LPzc, LSPzc, SFzc, SA1zc, SA2zc$ représentent le paramètre de variation dans les zones contours respectivement pour les mêmes filtrages cités plus haut.

Sigles dans les autres tableaux

Dans les deuxième, troisième et quatrième catégories des tableaux, nous avons utilisé respectivement la notation de Mg, \overline{Mg} et \overline{Mgt} pour chacun des filtrages précédents. Par exemple pour le filtrage LP de Lee, nous avons :

– le paramètre de performance de chaque composante, donné par :

$$LPg = \sqrt{LPzh^{-1} \times LPzc} \quad (40)$$

– le paramètre de variation moyenne des trois composantes HH, HV, VV , donné par :

$$\overline{LPg} = \frac{(LPg_{HH} + LPg_{HV} + LPg_{VV})}{3} \quad (41)$$

– le paramètre de performance moyenne globale sur les huit sous-images, défini par :

$$LPgt = 8 \sqrt{\prod_{i=1}^8 \overline{LPg}} \quad (42)$$

5.1. résultats expérimentaux des filtres en bande L

Nous donnons ci-après les résultats détaillés des performances des filtres sur la sous-image 1 (voir l'annexe 2 pour les sous-images 3, 4 et 5).

Analyse des résultats en bande L

Nous décrivons les résultats obtenus sur chaque sous-image et présentons une évaluation globale des performances des filtres.

Les sous-images 1 et 2 sont assez riches : elles contiennent trois classes d'arbres (zones homogènes) et plusieurs zones contours de largeurs différentes, ce qui rend le filtrage plus difficile. Les trois meilleurs filtres, du point de vue global, sont les filtres $SA2, SA1, LP$. Du point de vue préservation des contours, parmi ces trois filtres, LP est meilleur que les autres.

Les sous-images 3 et 7 contiennent peu de contours, et sont surtout formées de zones homogènes. Globalement le meilleur filtre est $SA2$, suivi de LP pour l'image 3, et de SF pour l'image 7. Par ailleurs, le peu de contours existants dans ces sous-images ne permet pas d'avoir une statistique suffisante sur ces zones contours. Ceci diminue la fiabilité du paramètre Cgc dépendant des contours.

Les sous-images 4 et 8 sont assez riches en informations car elles sont formées de zones homogènes contenant des objets de largeur faible ainsi que d'un nombre suffisant de contours. Le

Tableaux I-1 : Performances des filtres sur la sous-image 1

I-1.1 : Performances sur les zones contours et zones homogènes pour chaque composante

	$LP_{zh^{-1}}$	LP_{zc}	$LSP_{z^{-1}}$	LSP_{zc}	$SF_{zh^{-1}}$	SF_{zc}	$SA1_{z^{-1}}$	$SA1_{zc}$	$SA2_{z^{-1}}$	$SA2_{zc}$
HH	0.57	0.7	0.34	0.9	0.31	1	1	0.39	0.88	0.47
HV	0.477	0.71	0.32	0.95	0.303	1	1	0.38	0.84	0.48
VV	0.54	0.76	0.35	1	0.35	1	1	0.57	0.85	0.63

I-1.2 : Performances globales pour chaque composante

	LP_g	LSP_g	SF_g	$SA1_g$	$SA2_g$
HH	0.57	0.54	0.556	0.624	0.64
HV	0.58	0.55	0.55	0.616	0.634
VV	0.64	0.59	0.59	0.75	0.73

I-1.3 : Performances moyennes sur les trois composantes filtre utilisé

filtre utilisé	$\overline{LP_g}$	$\overline{LSP_g}$	$\overline{SF_g}$	$\overline{SA1_g}$	$\overline{SA2_g}$
moyenne sur les 3 composantes	0.596	0.56	0.656	0.663	0.668

meilleur résultat d'après le tableau I-4.3 est celui donné par le filtre SA1, suivi du filtre SA2. Les autres filtres sont nettement moins performants que les précédents. Cela est dû à un bon lissage des zones homogènes et à une meilleure adaptativité des filtres SA1 et SA2 en présence des contours.

Les sous-images 5 et 6 sont dites chargées car elles contiennent des zones homogènes et des zones de contours en nombre suffisant pour avoir une bonne estimation des paramètres C_{gh} et C_{gc} . Les filtres SA2 et SA1 donnent les meilleurs résultats globaux et ils se comportent mieux sur les contours.

Les résultats globaux sur l'ensemble des sous-images montrent que les filtres SA2 et SA1 ont le meilleur comportement global. Par ailleurs, les résultats obtenus sur les différentes sous-images montrent une bonne robustesse de ces filtres quelle que soit la nature de l'image. Les filtres LP et SF restent globalement acceptables, mais leur comportement dépend de la nature de l'image.

On peut noter que les filtres SA2 et SA1 sont complètement non supervisés contrairement à celui de Russell où il faut fixer le seuil *a priori*. De plus, ils assurent le meilleur compromis entre un bon lissage des zones homogènes et une bonne préservation des contours. Cela est dû à l'adaptativité des filtres. L'inconvénient de ces filtres est leur temps de calcul qui est significativement supérieur aux autres (voir tableau I-9).

Il faut souligner enfin, qu'une différence de performances globales de 0.06 se traduit par une différence importante en terme de qualité visuelle (même subjective) des images filtrées (voir annexe 3 figure 9).

Tableau I-9. – Performances sur les huit sous-images et temps de traitement.

filtres	LP_{gt}	LSP_{gt}	SF_{gt}	$SA1_{gt}$	$SA2_{gt}$
performances globales	0.569	0.53	0.544	0.611	0.634
temps en secondes sur IBM-RS600	37	100	261	900	600

5.2. résultats expérimentaux des filtres en bande P et C

Tableau 2. – Performances en bande P sur les huit sous-images et temps de traitement.

filtres	LP_{gt}	LSP_{gt}	SF_{gt}	$SA1_{gt}$	$SA2_{gt}$
performances globales	0.582	0.545	0.557	0.615	0.638
temps en secondes sur IBM-RS600	37	100	261	600	800

Tableau 3. – Performances en bande C sur les huit sous-images et temps de traitement.

filtres	LP_{gt}	LSP_{gt}	SF_{gt}	$SA1_{gt}$	$SA2_{gt}$
performances globales	0.546	0.533	0.538	0.592	0.58
temps en secondes sur IBM-RS600	37	100	261	830	600

5.3. comportement des filtres en fonction des bandes fréquentielles

En bande P et L, sur l'ensemble de huit sous-images traitées, le meilleur comportement en terme de performances globales (lissage des zones homogènes et préservation des contours) est obtenu par le filtre SA2 suivi par les filtres SA1 et LP. En bande C, le meilleur résultat est obtenu par le filtre SA1 suivi par les filtres SA2 et LP. Ceci montre la robustesse des filtres proposés en fonction de bandes fréquentielles.

Par ailleurs, pour chacune des huit sous-images traitées, le filtre LSP a un meilleur comportement que le filtre LP sur les contours. Par contre dans les zones homogènes, le filtre LP est plus

performant que le filtre LSP. Ces résultats sont valables pour les trois bandes *P*, *L* et *C*.

5.4. comparaison entre filtrages scalaire et vectoriel

Dans ce paragraphe, nous comparons d'une manière quantitative les filtrages scalaire et vectoriel. Nous allons effectuer cette comparaison sur les sous-images 2 et 4. Dans cette comparaison, faite en bande *L*, nous utilisons deux filtres scalaires et un filtre vectoriel. Les deux filtres scalaires choisis sont celui de Zamperoni [Zamp93] et celui de Frost [Fro82]. Le choix de ces filtres est guidé par les bons résultats obtenus par ces derniers dans l'étude sur le filtrage scalaire Saad *et al.* [Saa96] et par la facilité de leur modification pour pouvoir traiter des données réelles. Parmi les filtres vectoriels nous utilisons le filtre *SA2*, qui a montré ses bonnes performances sur les autres filtres en bande *L*. Comme précédemment, la comparaison est faite à partir des résultats présentés dans les différents types de tableaux.

Les résultats en termes de performances globales montrent que le filtrage vectoriel proposé possède un meilleur comportement que le filtrage scalaire testé. Cette étude met donc en évidence l'intérêt du filtrage vectoriel pour les images ROS polarimétriques. Ce

Tableau 4. – Performances des filtres sur la sous-image 4.

4.1 – Performances sur les zones homogènes et zones contours pour chaque composante

filtre	<i>SA2h⁻¹</i>	<i>SA2c</i>	<i>Zamph⁻¹</i>	<i>Zampc</i>	<i>Frosth⁻¹</i>	<i>Frostc</i>
<i>HH</i>	0.6	0.4	0.645	0.44	0.302	0.863
<i>HV</i>	0.515	0.64	0.6	0.6	0.302	1
<i>VV</i>	0.6	0.41	0.61	0.47	0.323	0.83

4.2 – Performances globales pour chaque composante

filtre	<i>SA2g</i>	<i>Zampg</i>	<i>Frostg</i>
<i>HH</i>	0.54	0.51	0.48
<i>HV</i>	0.613	0.59	0.53
<i>VV</i>	0.55	0.5	0.48

4.3 – Performances moyennes sur les 3 composantes

filtre	<i>SA2g</i>	<i>Zampg</i>	<i>Frostg</i>
Coefficient global sur les 3 composantes	0.55	0.53	0.496

Tableau 5. – Performances moyennes sur les sous-images 2 et 4 et temps de traitement.

filtre	<i>SA2gt</i>	<i>Zampg</i>	<i>Frostg</i>
performances globales	0.555	0.535	0.509
temps en secondes sur IBM-RS600	600	324	207

dernier est utilisé comme une étape préliminaire à la segmentation des données ROS polarimétriques.

5.5. apport du filtrage sur la segmentation [SaaT96]

Il reste à quantifier l'influence du filtrage sur la segmentation, pour cela nous avons appliqué l'algorithme CMF-NSO (Centres Mobiles Flous Non Supervisée et Optimale) [Elas96] sur les sous-images 2 et 4, non filtrées et filtrées par *SA2* (voir annexe 4, figure 10). Le résultat obtenu montre que le filtrage aide à homogénéiser les classes de faibles contrastes, tout en préservant les structures fines de l'image. Le filtrage est donc très utile dans le cas où le fusionnement des zones proches est favorisé. C'est le cas par exemple de la cartographie, où des zones de nature proches coexistent avec des zones de nature différentes (forêt, littorale, zone urbaine, etc.).

6. conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une approche 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 est réalisée en se basant sur l'analyse statistique locale et globale du coefficient de variation vectoriel. Deux coefficients de variation ont été proposés.

Une étude comparative entre les principales méthodes de filtrage vectoriel, reconnues comme parmi les plus performantes pour la réduction du speckle, et les deux filtres proposés a été menée. Cette comparaison a été effectuée, sur un ensemble de huit sous-images de la forêt des Landes et pour les trois bandes fréquentielles *P*, *L* et *C*, selon un critère quantitatif global d'évaluation des performances des filtres.

La comparaison a été faite dans l'optique non seulement d'apprécier les performances globales de chaque méthode mais aussi d'apprécier la robustesse des performances en fonction des images traitées.

Globalement, sur l'ensemble des huit sous-images et pour les trois bandes fréquentielles *P*, *L* et *C*, les filtres *SA2* et *SA1* proposés fournissent un meilleur compromis entre un bon lissage des zones homogènes et une bonne préservation des contours. Ceci au prix d'un temps de calcul plus important.

La généralisation des résultats obtenus, selon le critère proposé, passe nécessairement par le test d'autres critères objectifs (à trouver). En effet, le contenu d'une image radar est très complexe, il ne se limite pas seulement à des zones homogènes et des zones contours.

Un avantage remarquable du filtrage basé sur l'ordre vectoriel est que l'augmentation du nombre de composantes du vecteur ne complique pas sa mise en oeuvre, contrairement aux autres méthodes. En plus la méthode proposée peut être utilisée pour tout type de données mono-vue, multi-vue, module ou intensité et pour n'importe quelle type d'image vectorielle.

Filtrage d'ordre vectoriel adaptatif du speckle

La comparaison quantitative entre le filtrage vectoriel et le filtrage scalaire met en évidence l'apport de l'utilisation du filtrage vectoriel dans le cas des images ROS polarimétriques par rapport au filtrage scalaire.

Par ailleurs, nous avons montré que le filtrage favorise l'homogénéisation des zones de faibles contrastes entre elles et par conséquent il aide les procédures de segmentation.

Remerciements

Nous remercions Madame le Toan (CESR) qui nous a fourni les données radar utilisées ici.

BIBLIOGRAPHIE

- [Alp92] Alparone L., Baronti S., Carla R. and Puglisi C., «A new adaptive digital filter for SAR images», Proc. IGARSS, Houston, pp. 899-901, 1992.
- [Bar76] Barnett V., «The Ordering of Multivariate Data», J. R. Statist. Soc. A, Vol. 139, Part 3, pp. 318-354, 1976.
- [Bel95] Belhadj Z., «Apport de la polarimétrie multifréquence pour la classification en télédétection radar», Doctorat de l'Université de Nantes, IRESTE, Septembre 1995.
- [Bij95] Bijaoui A., Bobichon Y. et Fang Y. «Méthodes multiéchelles appliquées au filtrage des images SAR», Quinzième colloque GRETSI, France, pp. 475-478, Septembre 1995.
- [Che92] Chehdi K., «A new approach to identify the nature of noise affecting an image», Proc. IEEE ICASSP, pp. 285-288, 1992.
- [Did81] Diday E., Lemaire J., Pouget J. and Testu F., «Eléments d'analyse de données», éd. Dunod, 1981.
- [Ela95] El Assad. S., Saad. A., Barba. D., «Combattre le Speckle dans les images radar à ouverture synthétique (ROS) par Filtrage d'Ordre Vectoriel Adaptatif», Revue Prin, dossier spécial SPI, pp. 102-104, Septembre 1995.
- [Ela96] El Assad S., Saad A., Barba D., «Segmentation Markovienne Vectorielle Non Supervisée d'Images Radar Polarimétriques» soumis à Traitement du Signal, le 15 Février 1996.
- [Fro82] Frost V-S., «A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative Noise», IEEE Trans. on PAMI, Vol. 4, pp. 157-165, March 1982.
- [God76] Godmann J. W., «Some fundamental properties of speckle», JOSA. Vol. 66, No. 11, pp. 1145-1149, November 1976.
- [Kua87] Kuan T. D., Sawchuk A. A., Srand T. C., and Chavel P., «Adaptive restoration of images with speckle», IEEE Trans. Acoustic Speech Sig. Proc. ASSP-35 (3), pp. 373-383, 1997.
- [Har90] Hardie R. C. and Arce G. R., «Ranking in R_p and its use in multivariate image estimation », SPIE Proc., Vol. 1247, Nonlinear Image Processing, Santa Clara, USA, pp. 13-27, 1990.
- [Hil91] Hillion. A., Boucher J.M., «Filtrages des images radar (SAR)», Statistiques et Analyses des Données, Vol. 16, No. 2, pp. 35-57, Septembre 1991.
- [Lee81] Lee J. S. and al., «Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar image», Computer Graphics and Image Processing. No. 17, pp. 24-32, 1981.
- [Lee83] Lee J. S. and al., «Digital image smoothing and the sigma filter», Computer Graphics and Image Processing. No. 24, pp. 255-269, 1983.
- [Lee86] Lee J. S. and al., «speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar images», Optical Engineering, Vol. 25, pp. 636-643, May 1986.
- [Lee91] 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, pp. 535-543, July 1991.
- [Lind89] Lindquist C.S. and Powell C. C., «Use of smoothing in vector filters», Maple Press. San Jose, CA, USA, pp. 718-721, 1989.
- [Lin90] 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, pp. 647-653, July 1990.
- [Lop90] Lopès A., Nezry Y E., Touzi R. and Laur H. «Maximum a posteriori speckle filtering and first order texture models in SAR images», IEEE Trans. Geosc. and Rem. Sens, Vol. 28, No.4, pp. 2409-2412, July 1990.
- [Nez94] Nezry E., Kohl H. G., De Groof H., «Restoration and enhancement of textural properties in SAR images using second order statistics», S PIE Vol. 2316, SAR Data Processing for Remote Sensing, pp. 115-121, 1994.
- [Nov90] 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, pp. 293-305, March 1990.
- [Rus91] Russel C. H. and Gonzelo R. A., «Ranking in R_p and its use in multivariate image estimation», IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology Vol. I, No.2, pp. 197-209, June 1991.
- [Saa95] Saad A., El Assad S., «Filtrage d'ordre vectoriel adaptatif du speckle dans les images radar à ouverture synthétique», GRETSI, France, pp. 1129-1132, Septembre 1995.
- [Saa96] Saad A., El Assad S. and Barba D., «Speckle Filtering in SAR images by contrast modification, comparaison with a large class of filters», Annales des Télécommunications, Vol. 51, No. 5-6, pp. 233-244, 1996.
- [Saad96] Saad A., El Assad S. and Barba D., «Adaptive vectorial speckle filtering in SAR images based on a fuzzy clustering criteria, Satellite and Remote Sensing III, Italy, Vol. 2955, 12 pages, September 1996.
- [SaaT96] Saad A., «Filtrage et Segmentation d'Images Radar Polarimétriques, Doctorat de l'Université de Nantes, IRESTE, Septembre 1996.
- [Tou94] Touzi R., Lopes A., «The Principle of Speckle Filtering in Polarimetric SAR Imagery», IEEE Trans. Geosc. and Rem. Sens, Vol. 32, No.5, pp. 1110-1114, September 1994.
- [Wu92] WU Y., Maitre H., «Smoothing speckled synthetic aperture radar images by using maximum homogeneous region filters», Optical Engineering Vol. 31, No. 8, pp. 1785-1792, August 1992.
- [Zam93] Zamperoni P., «An adaptive rank order filter for image enhancement depending on a measure of the local spatial order», GRETSI, France, pp. 543-547, 1993.

Manuscrit reçu le 12 juin 1996

LES AUTEURS

Safan EL ASSAD



Safwan EL ASSAD est né au Liban en 1957. Il est docteur de l'Université de Lille I en 1987 dans le domaine de CEM. Depuis 1988, il est maître de conférences à l'IRESTE (Institut de Recherche de L'Enseignement Supérieur aux techniques de l'Électronique - École d'Ingénieurs de l'Université de Nantes), où il anime un thème transversal sur « l'Imagerie Radar » au sein du laboratoire SEI. Ses activités de recherche portent sur les sujets suivants : Télédétection micro-ondes, méthodes de reconstruction de l'image SAR et l'image interférométrique, modélisation statistiques des échos radar, Filtrages scalaire et vectoriel des images SAR, Classification et segmentation markovienne des images SAR polarimétriques, Compression des signaux radar en vue de la transmission.

Ali SAAD

Ali SAAD a obtenu sa Thèse de Doctorat en Septembre 1996 à l'IRESTE- Université de Nantes sur le « Filtrage et segmentation d'images radar polarimétriques ». depuis Octobre 1996, il est en Post-Doctoral au « Baylor college of medecine » Houstain U.S.A où il effectue des recherches sur le filtrage et classification des images médicales 3-D.

ANNEXE 1

Position et taille des zones homogènes et zones contours

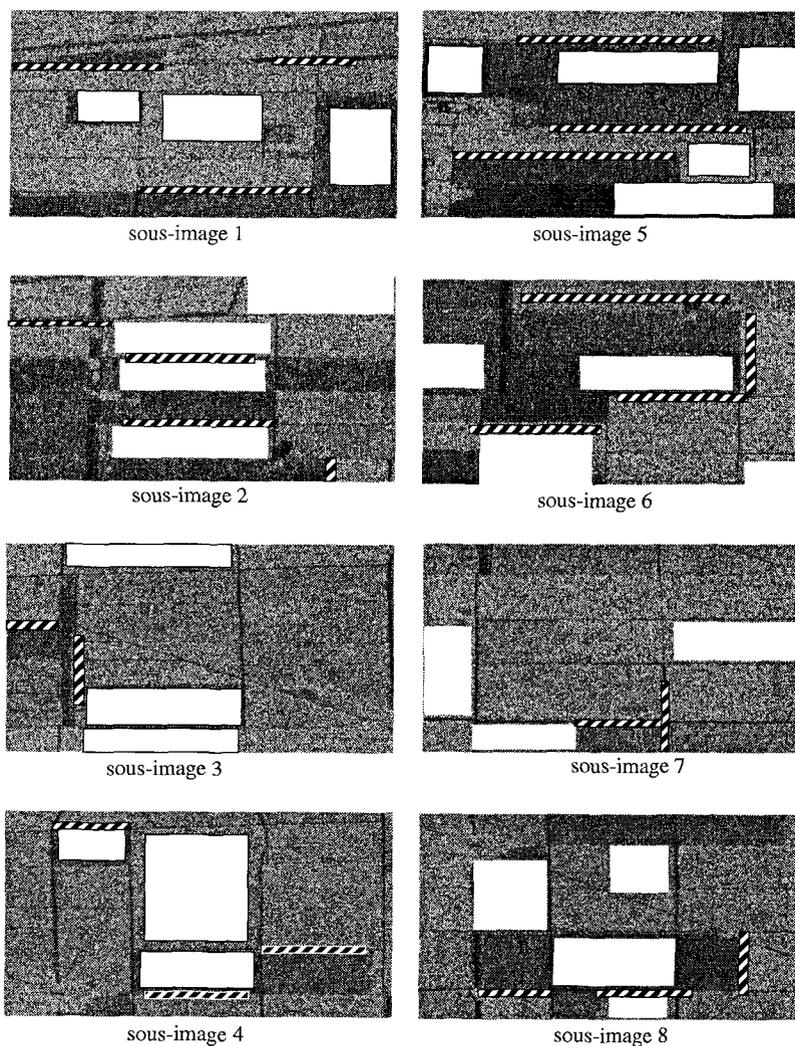


Figure 7. – Présentation des huit sous-images testées de la forêt des Landes, avec les zones homogènes et zones contours choisis.

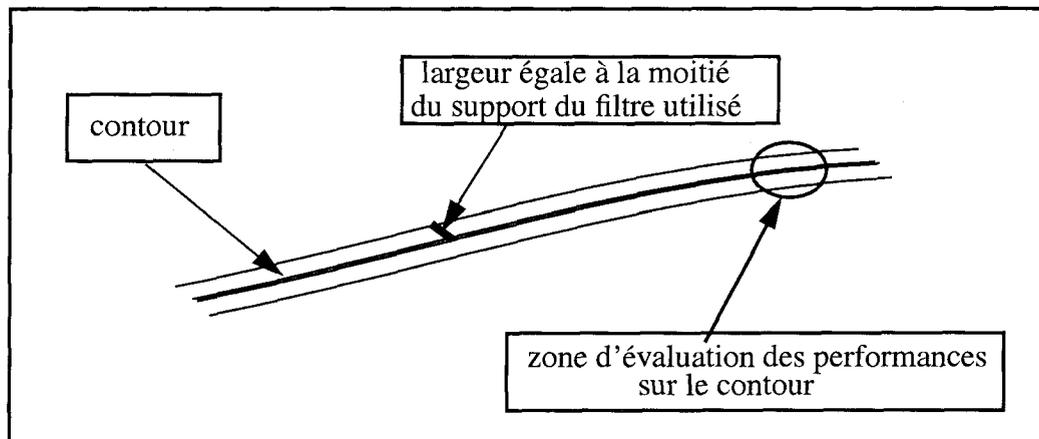


Figure 8. – Largeur de zone contour en fonction du support du filtre utilisé.

Les zones blanches sont les zones homogènes choisies à partir de la vérité terrain (carte de la forêt des Landes), les tailles de ces zones varient de 2000 à 13000 pixels. Les zones hachurées sont des zones contours, la taille de ces zones varie de 200 à 2200 pixels.

ANNEXE 2

Tableaux I : Performances des filtres sur les sous-images 3, 4 et 5.

Tableaux I-3 : Performances des filtres sur la sous-image 3

I-3.1 : Performances sur les zones contours et zones homogènes pour chaque composante

	LP_{zh}^{-1}	LP_{zc}	LSP_z^{-1}	LSP_{zc}	SF_{zh}^{-1}	SF_{zc}	$SA1_z^{-1}$	$SA1_{zc}$	$SA2_z^{-1}$	$SA2_{zc}$
HH	0.59	0.68	0.428	0.9	0.39	1	0.95	0.36	1	0.438
HV	0.6	0.69	0.41	0.94	0.38	1	0.96	0.35	1	0.45
VV	0.68	0.7	0.44	0.98	0.44	1	1	0.49	1	0.54

I-3.2 : Performances globales pour chaque composante

	LP_g	LSP_g	SF_g	$SA1_g$	$SA2_g$
HH	0.401	0.38	0.39	0.34	0.438
HV	0.64	0.62	0.616	0.579	0.67
VV	0.69	0.656	0.66	0.7	0.73

I-3.3 : Performances moyennes sur les trois composantes filtre utilisé

filtre utilisé	$\overline{LP_g}$	$\overline{LSP_g}$	$\overline{SF_g}$	$\overline{SA1_g}$	$\overline{SA2_g}$
moyenne sur les 3 composantes	0.577	0.552	0.555	0.539	0.612

Tableaux I-4 : Performances des filtres sur la sous-image 3

I-4.1 : Performances sur les zones contours et zones homogènes pour chaque composante

	LP_{zh}^{-1}	LP_{zc}	LSP_z^{-1}	LSP_{zc}	SF_{zh}^{-1}	SF_{zc}	$SA1_z^{-1}$	$SA1_{zc}$	$SA2_z^{-1}$	$SA2_{zc}$
HH	0.78	0.318	0.526	0.444	0.24	1	1	0.29	0.82	0.346
HV	0.82	0.33	0.54	0.459	0.24	1	1	0.314	0.78	0.393
VV	1	0.316	0.635	0.45	0.31	1	0.98	0.446	0.74	0.517

I-4.2 : Performances globales sur chaque filtre pour chaque composante

	LP_g	LSP_g	SF_g	$SA1_g$	$SA2_g$
<i>HH</i>	0.498	0.483	0.489	0.5385	0.533
<i>HV</i>	0.52	0.498	0.49	0.56	0.4436
<i>VV</i>	0.56	0.53	0.557	0.66	0.618

I-4.3 : Performances moyennes sur les trois composantes filtre utilisé

filtre utilisé	$\overline{LP_g}$	$\overline{LSP_g}$	$\overline{SF_g}$	$\overline{SA1_g}$	$\overline{SA2_g}$
moyenne sur les 3 composantes	0.526	0.503	0.512	0.586	0.568

Tableaux I-5 : Performances des filtres sur la sous-image 3

I-5.1 : Performances sur les zones contours et zones homogènes pour chaque composante

	$LP_{zh^{-1}}$	LP_{zc}	$LSP_{z^{-1}}$	LSP_{zc}	$SF_{zh^{-1}}$	SF_{zc}	$SA1_{z^{-1}}$	$SA1_{zc}$	$SA2_{z^{-1}}$	$SA2_{zc}$
<i>HH</i>	1	0.34	0.69	0.424	0.318	1	0.854	0.5	0.92	0.45
<i>HV</i>	1	0.37	0.67	0.45	0.32	1	0.91	0.446	0.93	0.486
<i>VV</i>	1	0.34	0.635	0.44	0.31	1	0.98	0.556	0.74	0.58

I-5.2 : Performances globales sur chaque filtre pour chaque composante

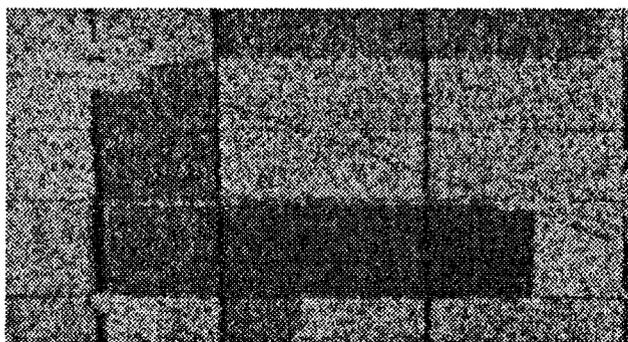
	LP_g	LSP_g	SF_g	$SA1_g$	$SA2_g$
<i>HH</i>	0.58	0.54	0.564	0.653	0.643
<i>HV</i>	0.607	0.549	0.565	0.637	0.67
<i>VV</i>	0.58	0.528	0.556	0.738	0.655

I-5.3 : Performances moyennes sur les trois composantes filtre utilisé

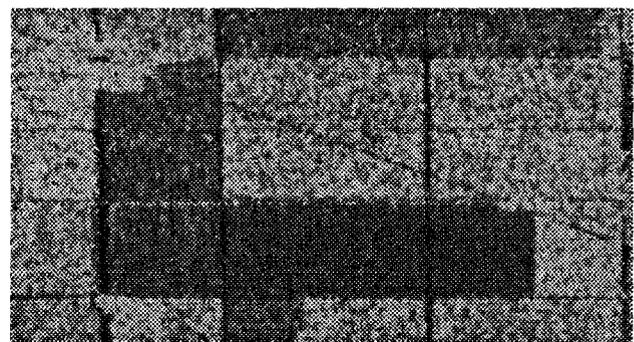
filtre utilisé	$\overline{LP_g}$	$\overline{LSP_g}$	$\overline{SF_g}$	$\overline{SA1_g}$	$\overline{SA2_g}$
moyenne sur les 3 composantes	0.589	0.539	0.56	0.676	0.656

ANNEXE 3

Quantification d'une différence entre coefficients globaux en terme de qualité visuelle



coefficient global de 0.718

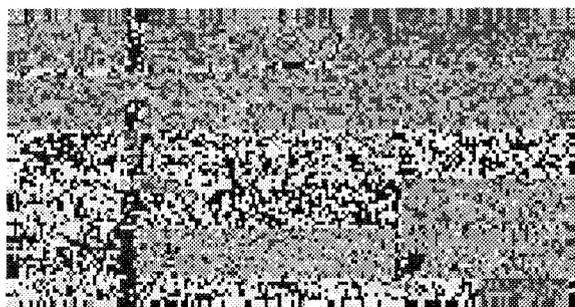


coefficient global de 0.783

Figure 9. – Une différence de 0.06 entre deux coefficients de performances globales se traduit par une nette différence visuelle entre les deux images filtrées.

ANNEXE 4

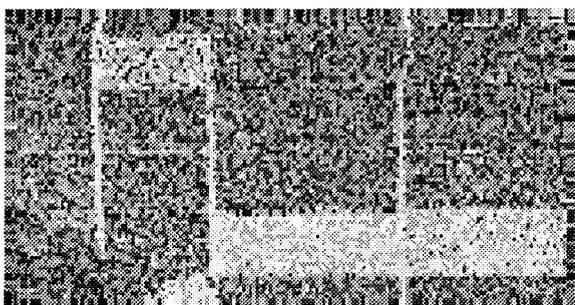
Apport du filtrage sur la segmentation



Sous-image 2
CMF-NSO sans filtrage



Sous-image 2
CMF-NSO avec filtrage



Sous-image 5
CMF-NSO sans filtrage



Sous-image 5
CMF-NSO avec filtrage

Figure 10. – Classification par l'algorithme CMF-NSO des sous-images filtrées et non filtrées.