*Télédétection*, 2002, vol. 2, n° 4, p. 279-289
Des tirés à part sont disponibles auprès de l'éditeur
Droit de photocopie soumis à l'autorisation

© 2002 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions scientifiques GB*
Imprimé en France

# Réduction du chatoiement par filtrage géométrique et statistique

AMINA SERIR* et BOUALEM SANSAL

*Laboratoire de traitement d'images,*
*Faculté de génie électrique et informatique,*
*Université des sciences et de la Technologie Houari Boumediene,*
*B.P. 32, El-Alia, Alger 16111, Algérie.*
*Téléphone : 213 21 51 55 75 ; télécopieur : 213 21 86 10 84.*
*Courriel (*) : aserir@ hotmail.com*

*(soumis le 21 septembre 2001 ; révisé le 7 février 2002 ; accepté le 12 mars 2002)*

Nous introduisons une nouvelle méthode de réduction du chatoiement dans les images radar à synthèse d'ouverture (RSO). Nous utilisons pour cela une association particulière d'analyses structurale et statistique. L'analyse structurale est réalisée par l'algorithme non linéaire itératif de Crimmins. Cette technique comprend des configurations pré-établies de voisinage local et son principal inconvénient est qu'elle ne préserve pas l'information texturale. Aussi, au filtrage géométrique itératif nous proposons d'associer, l'évaluation des statistiques locales afin de contrôler finement les itérations et de préserver les variabilités intrinsèques de l'image. Il s'agit notamment de la valeur moyenne dans les régions homogènes, des contours et de la variabilité spatiale des régions texturées.
Des essais sur des images tests de synthèse ont permis de vérifier les bonnes performances de filtrage de notre algorithme et sa meilleure préservation des transitions par rapport à la méthode de Crimmins. Des images RSO de ERS-1 ont également été utilisées pour réaliser une étude comparative qualitative et quantitative par rapport à quelques filtres connus (Lee amélioré et MAP Gamma-Gamma). Afin de faciliter cette étude comparative, nous avons proposé un critère d'évaluation des performances de préservation de la texture. Les résultats obtenus montrent que la méthode proposée apporte des améliorations sensibles dans la réduction du chatoiement.

*Mots-clefs : Réduction du chatoiement ; filtre géométrique ; analyse structurale ; statistiques locales.*

# Reduction of the shimmer by geometrical filtering and statistics

This paper introduces a new speckle reduction method based on a particular association of structural and statistical analysis. Structural analysis is usually performed by the non linear iterative Crimmins algorithm. Such a filter is known to reduce narrow fluctuations faster than it does with wide ones. However, its main drawback, however is that it does not preserve textural information and there exist no automatic stop test suitable for it.
Hence, we propose to associate with this filter local statistical evaluation in order to control the number of iterations. This association allows to smooth the noise and, at the same time, preserves : the backscattering coefficient value, edges between the different areas, and the spatial variability of de-noised textural areas.
Applications on simulated radar images demonstrate that our algorithm preserves transitions better than the of Crimmins'one. The performances of the proposed algorithm are compared quantitatively as well as qualitatively to refined Lee and Gamma-Gamma MAP filters, using real and simulated 3-look SAR ERS-1 images. The results show that the proposed method provides the best performances according to the proposed criteria.

*Keywords : Speckle reduction ; geometric filter ; structural analysis ; local statistics.*

## 1. INTRODUCTION

De nombreuses méthodes de réduction du chatoiement affectant les images radar ont été développées. Le premier type de méthode utilise des filtres adaptatifs. Ces filtres, basés sur l'estimation locale des statistiques, ont été conçus afin d'établir un compromis entre le lissage du bruit et la préservation des contours. Les plus connus sont des filtres linéaires minimisant l'erreur quadratique moyenne (EQMM), tels les filtres de Lee (1981, 1994), Frost (1982), Kuan (1985, 1987) et Lopes (1990). Plus récemment, des filtres bayésiens, les filtres maximum a posteriori (MAP), ont introduit une amélioration importante dans la mesure où la variabilité intrinsèque de l'image est prise en compte explicitement par ses statistiques du premier ordre (Kuan, 1987 ; Lopes, 1993). Cependant, les performances de ces filtres sont tributaires du choix des modèles d'images.

* Correspondant principal

Une autre manière de traiter le problème de chatoiement est d'associer à l'image une représentation multirésolution par les ondelettes et les paquets d'ondelettes (Mallat, 1989 ; Coifman, 1992) ou une représentation multiéchelle (Bijaoui, 1994, 1997). Cette décomposition permet de décorréler les échelles caractéristiques des structures composant l'image et de les traiter séparément. Ces méthodes utilisent le seuillage des coefficients d'ondelettes (Donoho, 1995 ; Simard, 1998). La transformation en ondelettes étant une transformation linéaire, elle s'applique en général aux images radar préalablement transformées logarithmiquement car le chatoiement est un bruit multiplicatif. La transformation homomorphique a pour effet de dégrader l'information radiométrique dans l'image en introduisant un biais sur la moyenne (Hoeckman, 1991). De plus, à cause de la réponse impulsionnelle linéaire du système (corrélation entre pixels), la transformation logarithmique ne permet pas de séparer clairement le signal du bruit (Arsenault, 1984 ; Hoeckman, 1991).

D'autre part, Crimmins (1985) a introduit un filtre géométrique basé sur le concept d'enveloppes convexes (des sous-ensembles connexes maximaux). La méthode de réduction du chatoiement déduite a été appliquée avec succès aux images RSO. Néanmoins, cette approche itérative n'est pas dotée d'un test d'arrêt automatique et ne préserve pas l'information texturale.

L'algorithme développé dans cet article tire parti des avantages de l'estimation des statistiques locales et du filtrage géométrique itératif. Ceci permet une réduction efficace du bruit et une meilleure préservation des variabilités spatiales d'une image (texture, contours et point cible).

Dans les sections suivantes, nous formalisons le filtrage géométrique de Crimmins avant de développer la méthode proposée. Une évaluation des performances obtenues est ensuite présentée sur différents type d'images RSO de ERS-1.

## 2. FILTRAGE GÉOMETRIQUE DE CRIMMINS

Crimmins (1985) considère l'image bruitée comme un espace 3-D où le chatoiement apparaît sous forme de crêtes et de vallées assez étroites. Le filtrage géométrique a pour rôle d'abaisser les crêtes et de relever les vallées. L'auteur a donc proposé d'utiliser, pour la réduction du chatoiement, une version de l'algorithme *8-Hull* applicable aux images multiniveaux. Cet algorithme itératif peut être résumé pour un pas d' itération donné, comme suit : on considère le voisinage $3 \times 3$ d'un pixel de coordonnées *(m, n)*, la valeur du pixel $I(m,n)$ est augmentée de 1 si les deux points voisins $(m_1,n_1)$ et $(m_2,n_2)$ pris dans une des quatre directions (horizontale, verticale et les deux diagonales), vérifient au moins une des quatre situations suivantes :

1) $I(m,n) \leq I(m_1,n_1) + 2$
2) $I(m,n) \leq I(m_1,n_1) + 1$ *et* $I(m,n) \leq I(m_2,n_2)$
3) $I(m,n) \leq I(m_1,n_1)$ *et* $I(m,n) \leq I(m_2,n_2) + 1$
4) $I(m,n) \leq I(m_2,n_2) + 2$

Ce test est répété pour les quatre directions.

Afin de réduire les fluctuations par les extrêmes, l'algorithme 8-Hull est aussi appliqué au complément de l'image, ce qui se traduit pour les images multiniveaux par le fait que $I(m,n)$ est diminué de 1 s'il vérifie une des quatre situations possibles suivantes :

1) $I(m,n) \geq I(m_1,n_1) - 2$
2) $I(m,n) \geq I(m_1,n_1) - 1$ *et* $I(m,n) \geq I(m_2,n_2)$
3) $I(m,n) \geq I(m_1,n_1)$ *et* $I(m,n) \geq I(m_2,n_2) - 1$
4) $I(m,n) \geq I(m_2,n_2) - 2$

Et ce test est également répété pour les quatre directions possibles. Les itérations sont répétées jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de changement de valeur de $I(m,n)$. Comme ce type de filtrage est basé sur la réduction des fluctuations sans distinction entre les variabilités intrinsèques et le bruit, il est donc très possible que la réduction du chatoiement entraîne également la perte d'information texturale. Pour mieux séparer les fluctuations dues aux bruit des variabilités intrinsèques, nous proposons d'associer l'estimation locale des statistiques au filtrage géométrique.

## 3. FILTRAGE GÉOMETRIQUE ET STATISTIQUE

Nous proposons de contrôler localement les itérations de l'algorithme de filtrage géométrique en utilisant l'estimation des statistiques locales sous l'hypothèse du modèle multiplicatif du bruit (Goodman, 1976 ; Tur, 1982). L'intensité rétrodiffusée, mesurée par un radar dans chaque cellule de résolution peut s'écrire comme le produit du coefficient de rétrodiffusion $\sigma^0$ par une variable aléatoire $n$, traduisant l'effet appelé chatoiement. Ainsi, l'image mesurée $obs(x,y)$ est :

$$obs(x,y) = K\,\sigma^0\, n(x,y) = s(x,y)\, n(x,y) \qquad (1)$$

où $s(x,y)$ est un processus aléatoire non stationnaire qui décrit la rétrodiffusion des objets en tout point de l'image sans bruit et $n(x,y)$ est le bruit multiplicatif caractérisé par un écart type $\sigma_n$ et une moyenne unitaire, $E[n] = 1$ dans le cas d'une image en intensité. Pour une image en racine carrée de l'intensité, on a :

$$E[n] = \frac{\Gamma(\mathrm{L} + \frac{1}{2})}{\Gamma(L)\sqrt{L}}.$$

Sur le tableau 1, on montre les densités de probabilité du chatoiement dans une région homogène, de réflectivité $R$, pour les différents types d'images RSO (Lee, 1994).

Considérons l'écart type normalisé de l'image sans bruit $s(x,y)$ en tout point $(x,y)$,

$$C_s^2(x,y) = \frac{C_{obs}^2(x,y) - C_n^2}{1 + C_n^2} \tag{2}$$

évalué sur une fenêtre $W$ assez large, afin de mettre en évidence l'homogénéité d'une zone ou la présence d'une texture ou d'un contour.

Considérons $P_0^{(i)}(x,y)$ le résultat de $i$ itérations de l'algorithme de Crimmins, au point $(x,y)$ de l'image $obs(x,y)$, avec $P_0^{(i)}(x,y) = obs(x,y)$. Supposons que l'algorithme réduise d'abord les extrêmes locaux dus au bruit. Ceci est possible si la réduction progressive est arrêtée localement, lorsque le bruit est jugé suffisamment atténué. Alors, pour toute itération $i$ et tout point $(x,y)$, nous pouvons écrire que :

$$P_0^{(i)}(x,y) = s(x,y)\, n^{(i)}(x,y) \tag{3}$$

où $n^{(i)}(x,y)$ est le bruit résiduel à l'itération $i$.

Ainsi, nous pouvons arrêter localement les itérations lorsque les statistiques locales de $P_0^{(i)}(x,y)$ et $s(x,y)$, évaluées sur une fenêtre locale $W$, sont très proches, c'est-à-dire :

$$\begin{cases} \overline{P_0^{(i)}(x,y)}\big|_W \approx \overline{s(x,y)}\big|_W \\ C_{\mathrm{P}_0^{(i)}}^2(x,y)\big|_W \approx C_s^2(x,y)\big|_W \end{cases} \tag{4}$$

Autrement dit, si nous supposons que $s(x,y)$ et $n^{(i)}(x,y)$ sont indépendants, alors

$$\begin{cases} \left| \overline{n^{(i)}(x,y)}\big|_W - 1 \right| < \varepsilon_m \\ C_{n^{(i)}}^2(x,y)\big|_W < \varepsilon_s \end{cases} \tag{5}$$

où $\varepsilon_m$ et $\varepsilon_s$ sont des seuils très faibles (de l'ordre de $10^{-2}$). Afin de réduire le chatoiement, nous considérons, en tout point $(x,y)$, le nombre d'itérations $m$ nécessaire à la réduction du chatoiement tel que l'écart type normalisé de $P_0^{(m)}(x,y)$ soit proche de celui de l'image sans bruit. Ainsi, si $C_{obs}^2(x,y)\big|_W \le C_n^2$, alors l'algorithme est appliqué jusqu'à $C_{\mathrm{P}_0^{(m)}}^2(x,y)\big|_W < \varepsilon_s$, sinon, jusqu'à ce que :

$$\left| C_{\mathrm{P}_0^{(m)}}^2(x,y) - \frac{C_{obs}^2(x,y) - C_n^2}{1 + C_n^2} \right| < \varepsilon_s \tag{6}$$

Il est nécessaire de vérifier qu'en tout point $(x,y)$, $\left| n^{(i)}(x,y)\big|_W - 1 \right| < \varepsilon_m$, ce qui se traduit en pratique par la préservation de la radiométrie moyenne d'une zone homogène. En pratique nous cherchons à vérifier que le signal, défini comme suit :

$$n_b(x,y) = \frac{obs(x,y)}{P_0^{(m)}(x,y)} \tag{7}$$

a les mêmes statistiques et distribution que le chatoiement.

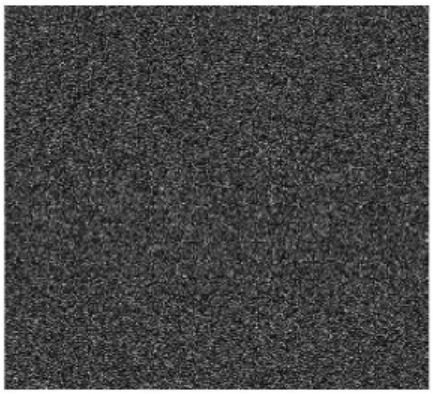
## 4. ÉVALUATION

Afin d'évaluer cette méthode nous l'avons testée sur deux images affectées par un bruit ayant une distribution de Rayleigh. La première consiste en une image homogène (figure 1-a) et la seconde présente des contours (figure 2-a). La fonction densité de probabilité de l'image filtrée (figure 1-c) montre que les fluctuations sont devenues plus réduites étant donné que la dynamique de l'image filtrée l'est également. Sur la figure 3-a on illustre la densité de probabilité de $n_b(x,y)$ qui est proche de celle du bruit. Néanmoins, nous remarquons que la distribution est maximale au point 1. Ceci s'explique par le fait que, si on représente la distribution de l'écart type normalisé évalué sur une fenêtre locale $W$, on peut remarquer qu'il existe un nombre important de points pour lesquels, l'écart type normalisé local est supérieur à $C_n$ (figure 3-b). Le bruit dans ces fenêtres est considéré comme une variabilité intrinsèque et il n'est donc pas correctement réduit : le signal original reste alors inchangé.

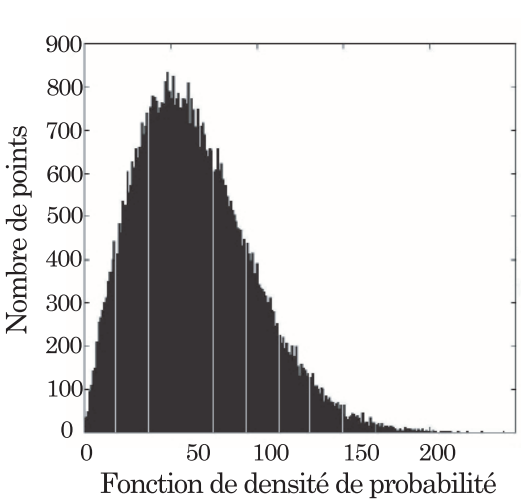
Si on évalue les performances de préservation des contours, la figure 2 illustre l'application de l'algorithme de Crimmins, avec et sans contrôle des itérations ; le nombre global d'itérations étant gardé fixe. Ce dernier est le nombre maximal d'itérations locales. Les résultats montrent que les contours sont parfaitement préservés dans le cas de l'algorithme proposé. La figure 2-c représente l'image du nombre d'itérations appliqué pour chaque point de l'image test. On peut remarquer que le nombre d'itérations est faible sur les régions lisses et que ce nombre croît lorsque la valeur locale de l'écart type normalisé est importante.

TABLEAU 1 Différents types d'images RSO et les densités de probabilité associées. *Different types of SAR images and the associated probability density.*

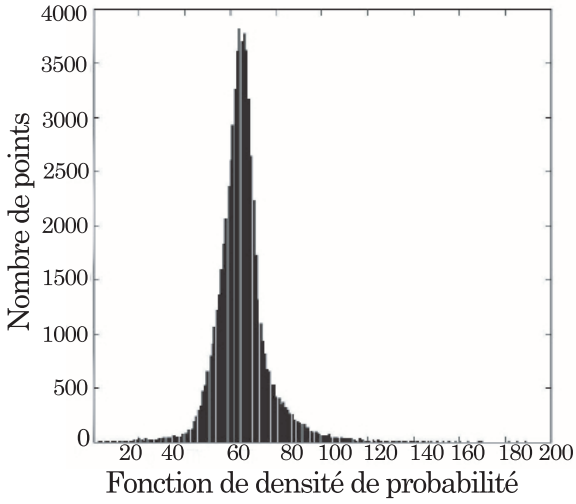
| Image | Nombre de vues | Distribution | Densité de probabilité | $C_n$ |
|---|---|---|---|---|
| Racine carrée de l'image intensité | 1 | Rayleigh | $\frac{2A}{R} \cdot e^{-A^2/R}$ | 0,5227 |
| | L | Chi 2 | $2\,(\frac{L}{R})^{L} \cdot \frac{A^{(2L-1)}}{\Gamma(L)} \cdot e^{-LA^2/R}$ | $\sqrt{\frac{\Gamma(L+1).\Gamma(L)}{\Gamma^2(L+0,5)} - 1}$ |
| Intensité | 1 | Exponentiel | $\frac{1}{R} \cdot e^{-I/R}$ | 1 |
| | L | Gamma | $(\frac{L}{R})^{L} \cdot \frac{I^{(L-1)}}{\Gamma(L)} \cdot e^{-LI/R}$ | $\frac{1}{\sqrt{L}}$ |



**a)**




**b)**




**c)**

FIGURE 1 Image test et les densités de probabilité associées : *a)* image homogène bruitée par un bruit Rayleigh multiplicatif ($C_n$ = 0,522), *b)* densité de probabilité de l'image test, *c)* densité de probabilité de l'image filtrée par la technique proposée. *Simulated SAR 1-look image and associated probability densities : a) Noised uniform image by multiplicative Rayleigh noise (Cn = 0,522), b) probability density of the associated image, c) probability density of the filtred image by the proposed algorithm.*

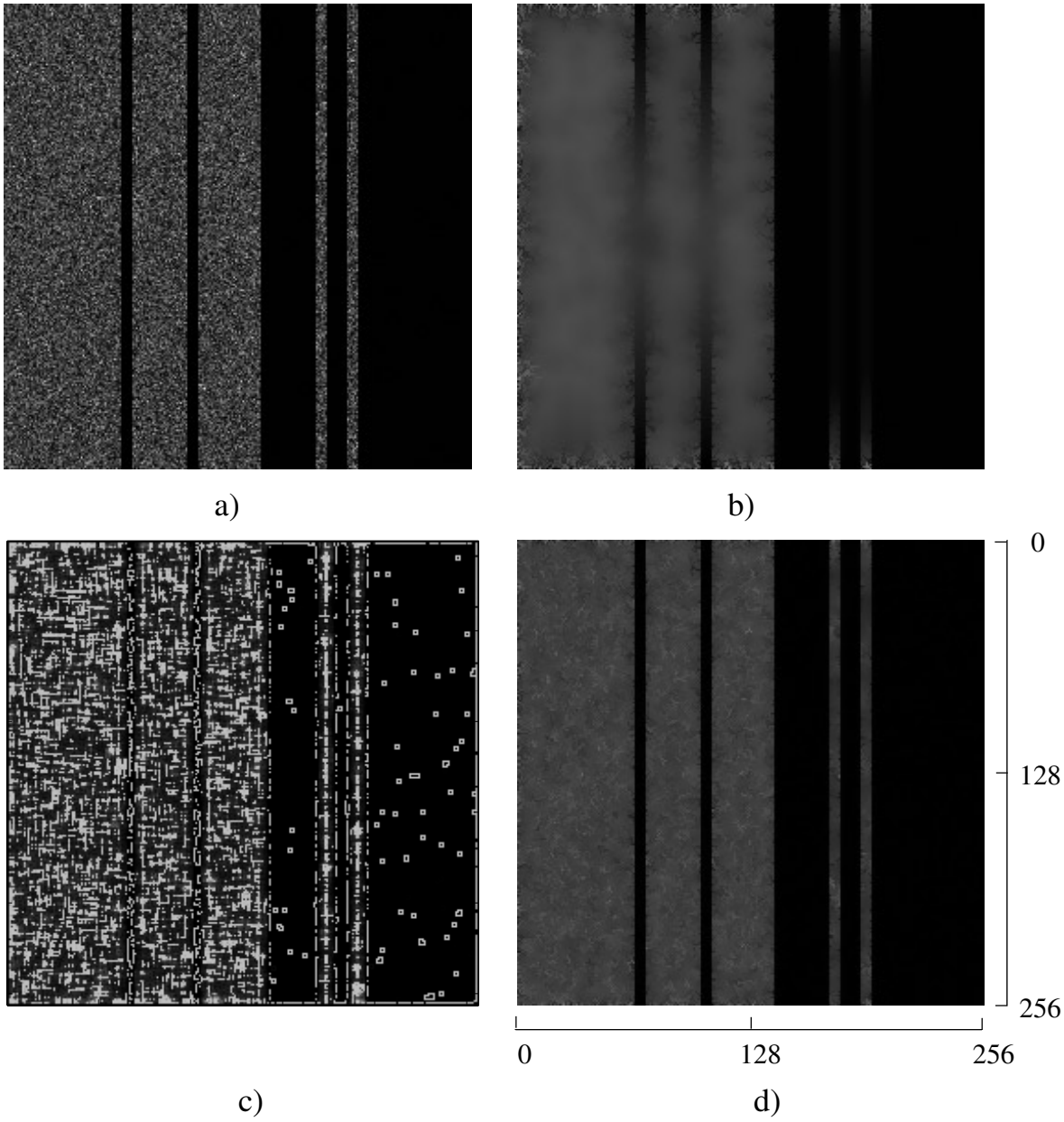



FIGURE 2 Application de la méthode de réduction du bruit sur une image test présentant des contours : *a*) image test, bruitée par un bruit de Rayleigh multiplicatif ($C_n = 0{,}522$), *b*) résultat de la technique de Crimmins avec 38 itérations, *c*) image du nombre d'itérations appliqué à chaque pixel, *d*) résultat de l'application de l'algorithme proposé avec 38 itérations. *Noise reduction applied on simulated SAR 1-look image with edges : a) Edge noised image by multiplicative Rayleigh noise ($C_n = 0{,}522$), b) Crimmins result with the same global number of iterations (38), c) Image of iteration number applied to each pixel, d) result of the proposed algorithm with 38 iterations.*

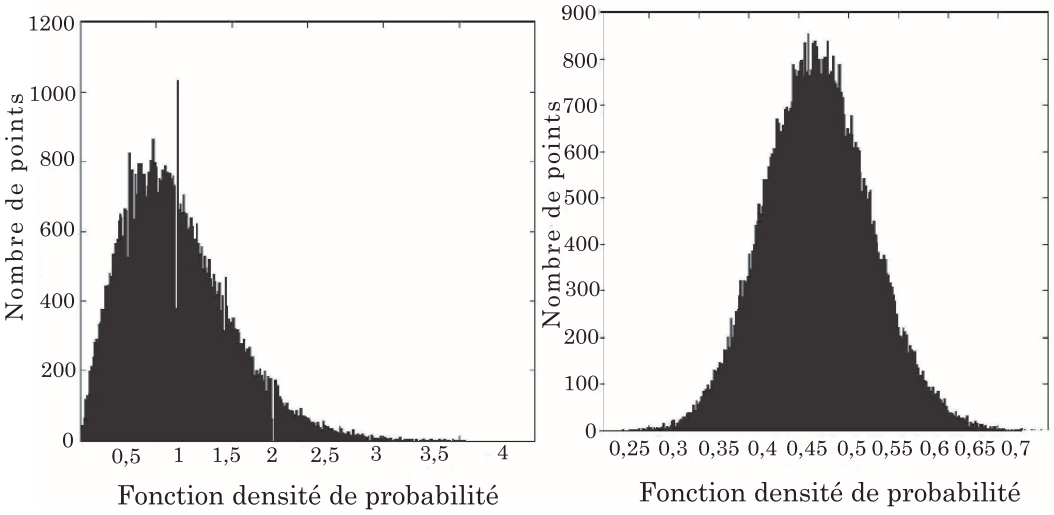



FIGURE 3 Densité de probabilité associée : *a*) au rapport des images observée et filtrée, $n_b(x,y)$, *b*) à l'écart type normalisé de l'image observée, évalué sur une fenêtre locale $W$ $(7 \times 7)$. *Probability density of : a)* $n_b(x,y)$ *signal which is the ratio of the observed and the filtered images, b) the normalized standard deviation evaluated in a local window* $W(7 \times 7)$.

## 5. RÉSULTATS ET COMMENTAIRES

Les performances du filtre géométrique et statistique proposé ont été comparées à celles des filtres les plus utilisés Lee (Lee 1981, 1994) et MAP Gamma-Gamma (Lopes, 1993). Nous considérons que tous ces filtres opèrent sur des fenêtres de taille $7 \times 7$ et ont été dotés d'une analyse structurale pour améliorer leurs performances (Touzi, 1988). Les tests ont été effectués sur les images RSO de la figure 4. Les résultats du filtrage sont illustrés par les figures 5 et 6. L'amélioration apportée par rapport à la technique de Crimmins est très apparente. Il est à signaler que le résultat présenté est obtenu pour un nombre global d'itérations égal à celui de la méthode proposée.

Tous les filtres lissent correctement dans les régions homogènes. Les résultats des filtres Lee et MAP Gamma-Gamma améliorés sont équivalents. La forme des contours et des structures linéaires ainsi que les détails subtils sont rehaussés par l'algorithme proposé, tout en lissant correctement le chatoiement dans les régions homogènes.

Comme une comparaison visuelle n'est pas suffisante pour une évaluation précise des performances des différentes techniques, nous utilisons différents critères quantitatifs permettant d'évaluer la réduction du chatoiement ainsi que la préservation de la radiométrie et de la texture. Ainsi, cette évaluation est réalisée en considérant les critères suivants :

1– la réduction du chatoiement, qui est estimée par le nombre équivalent de vues (*Equivalent Number of looks*) *ENL* qui est déduit par l'inversion de l'équation :

$$C_s = \sqrt{\frac{\Gamma(ENL+1)\Gamma(ENL)}{\Gamma^2(ENL+0{,}5)} - 1} \qquad (8)$$

où $C_s$ est l'écart type normalisé de l'image lissée, évalué dans une large région homogène ;

2– la préservation de la radiométrie moyenne d'une zone homogène, évaluée par le biais de l'estimation de la radiométrie moyenne sur une vaste zone homogène :

$$Biais\ (dB) = 10\log\left\{\frac{m_s}{m_{obs}}\right\},$$

où $m_s$ et $m_{obs}$ désignent les radiométries moyennes d'une zone homogène estimées respectivement dans l'image originale et l'image filtrée ;

3– la préservation du point cible et des contours, évaluée par le gain ou par la perte de contraste d'un contour suite à un filtrage, par le rapport des radiométries moyennes estimées de part et d'autre du contour :

$$\Delta C_0 = 10\log(C_{0s}) - 10\log(C_{0obs}) \qquad (9)$$

où $C_{0s} = 1/r_s$, $C_{0obs} = 1/r$, $r_s$ et $r$ sont respectivement le rapport des radiométries moyennes minimales d'un contour avant et après filtrage (Touzi, 1988) ;

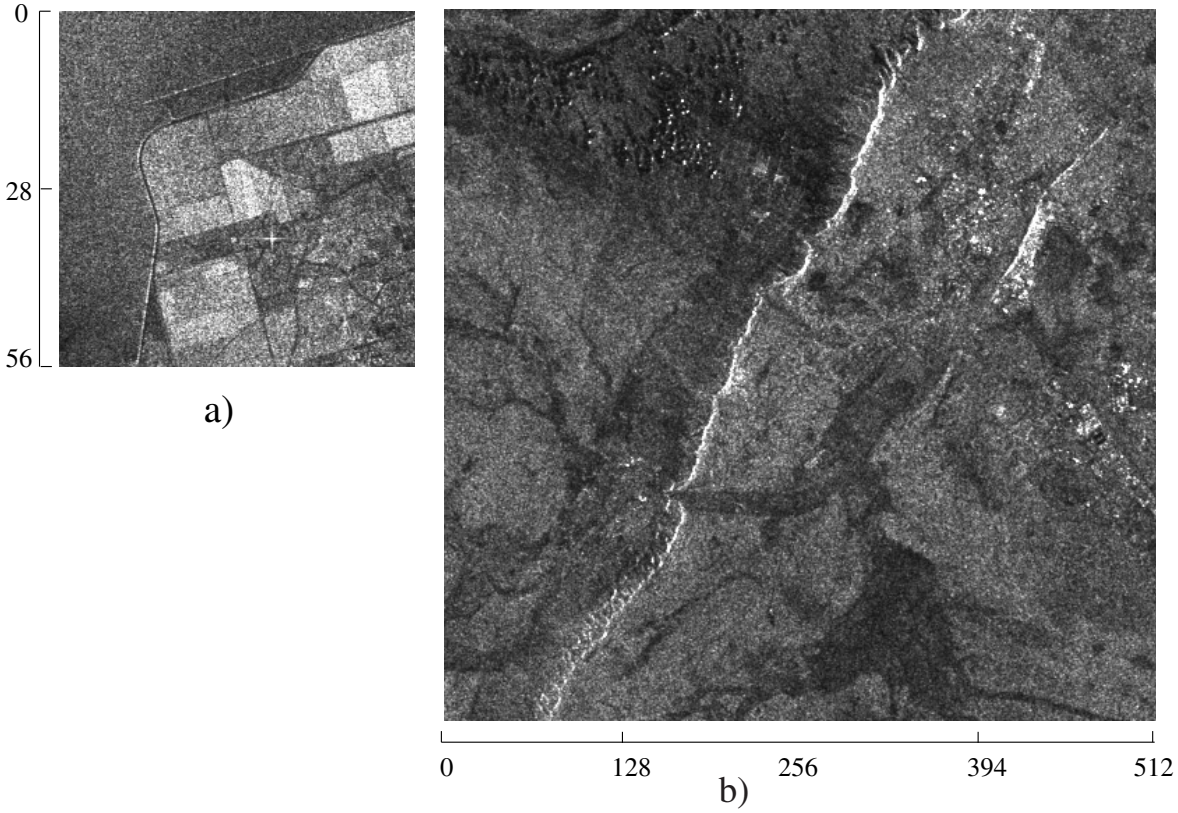



FIGURE 4 Images originales RSO de ERS-1 : *a*) de synthèse 3-vues de taille 256 × 256, *b*) amplitude 3-vues de la région de Laghouat, sud de l'Algérie de taille 512 × 512. *Original SAR ERS-1 images : a) Simulated 3-look 256 × 256 image, b) 3-look amplitude 512 × 512 image of Laghouat area south of Algeria.*

4– la préservation de la texture et des contours, que nous mesurons par :

$$BiaisT = 10\log(1 + eps) \qquad (10)$$

où *eps* est évaluée sur une zone texturée $V_T$ comme suit :

$$eps = \frac{1}{card\{V_T\}} \sum_{(x,y) \in V_T} C_s^2(x,y) - \frac{C_{obs}^2(x,y) - C_n^2}{1 + C_n^2} \qquad (11)$$

et $C_s$ et $C_{obs}$ sont respectivement l'écart type normalisé des images filtrée et observée.

Les performances sont estimées à partir de l'image de Laghouat (figure 4-b). Sur le tableau 2, on montre que tous les filtres réduisent correctement le chatoiement dans les zones homogènes, car ils sont tous basés sur le même test d'homogénéité, et préservent la radiométrie moyenne. La moyenne est estimée dans le cas du filtre proposé par la réduction progressive des fluctuations autour d'une valeur moyenne. Le filtre géométrique et statistique proposé réduit mieux le chatoiement et présente de plus faibles valeurs de *Biais*, $\Delta C_0$ et *BiaisT*. Par conséquent, il réalise mieux le compromis entre la réduction du chatoiement et la préservation de la radiométrie, le contraste des contours et l'information texturale. Sur la figure 7, on illustre les résultats de la détection de contours (par un gradient suivi d'un seuillage) des images filtrées. Nous remarquons que les contours sont mieux préservés dans l'image filtrée par l'algorithme proposé comparativement aux méthodes de Lee et MAP Gamma-Gamma améliorées. Cette observation est confirmée par les critères de préservation de la texture *BiaisT* et du contraste des contours, évaluées sur l'image RSO de ERS-1 Laghouat (tableau 2).

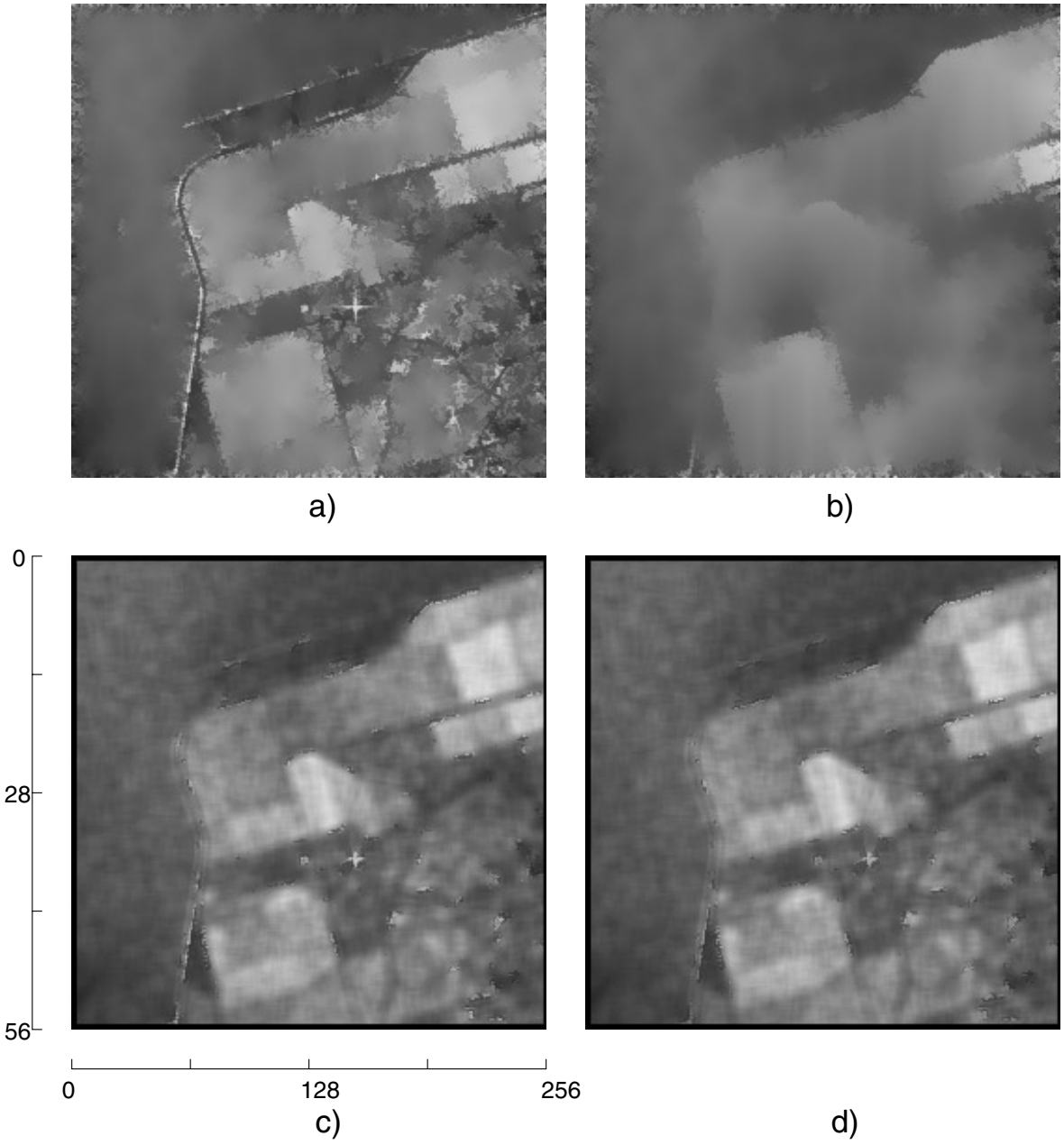



FIGURE 5 Résultats des filtres appliqués sur l'image RSO 3-vues de synthèse : *a*) algorithme proposé avec 82 itérations, *b*) filtre de Crimmins (le nombre d'itérations est de 82), *c*) filtre de Lee amélioré ($7 \times 7$), *d*) filtre MAP Gamma-Gamma amélioré ($7 \times 7$). *Results of filters applied on SAR 3-look image : a) proposed algorithm with 82 iterations, b) Crimmins filter with the same global number of iterations (82), c) refined Lee filter ($7 \times 7$), d) refined MAP Gamma-Gamma filter ($7 \times 7$).*

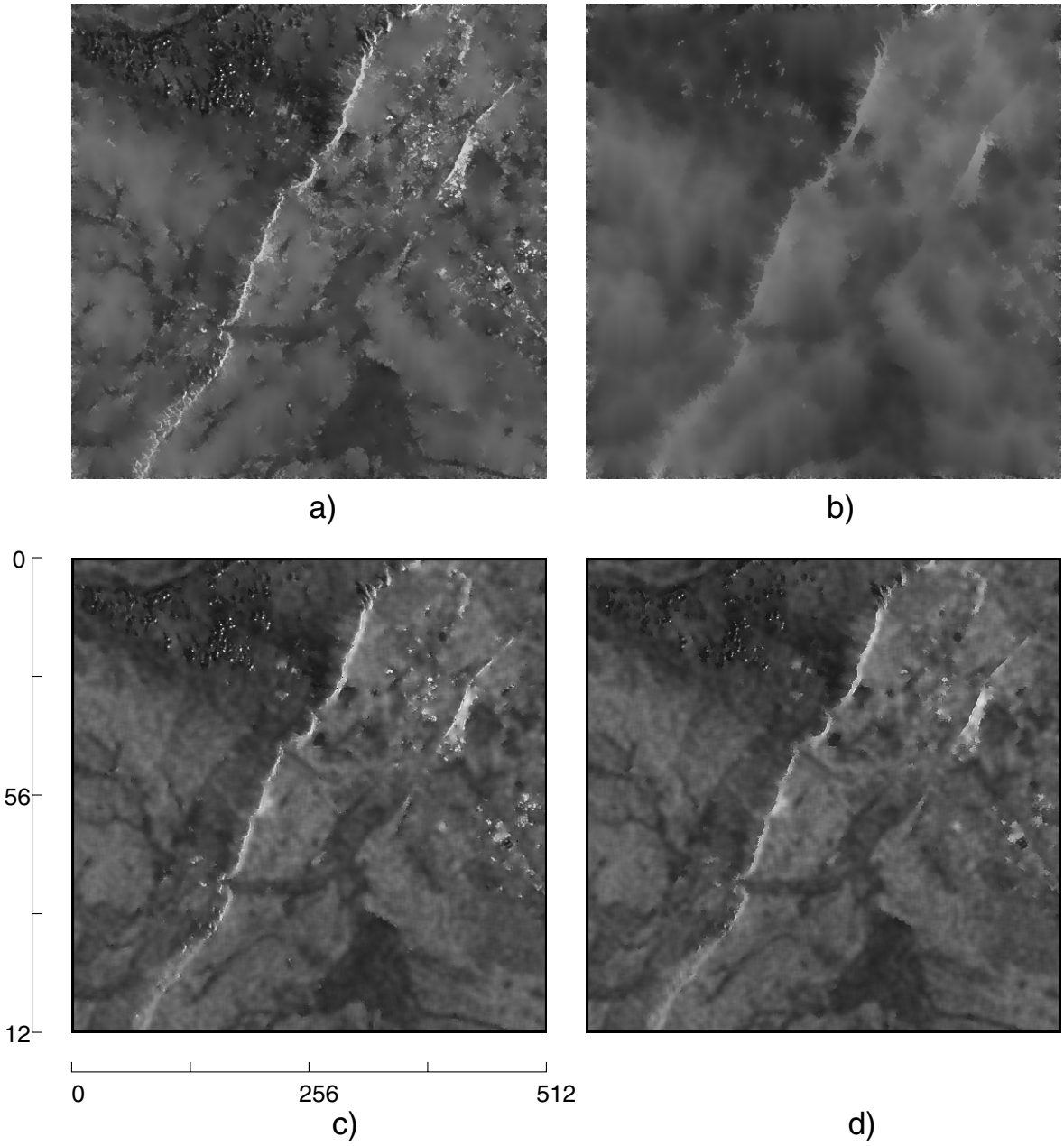



FIGURE 6 Résultats des filtres appliqués sur l'image RSO de ERS-1 3-vues : *a*) algorithme proposé, *b*) filtre de Crimmins avec le même nombre global d'itérations (74), *c*) filtre de Lee amélioré ($7 \times 7$), *d*) filtre MAP Gamma-Gamma amélioré ($7 \times 7$). *Results of filters applied on SAR 3-look image : a) proposed algorithm with 74 iterations, b) Crimmins filter with 74 iterations, c) refined Lee filter (7 × 7), d) refined MAP Gamma-Gamma filter (7 × 7).*

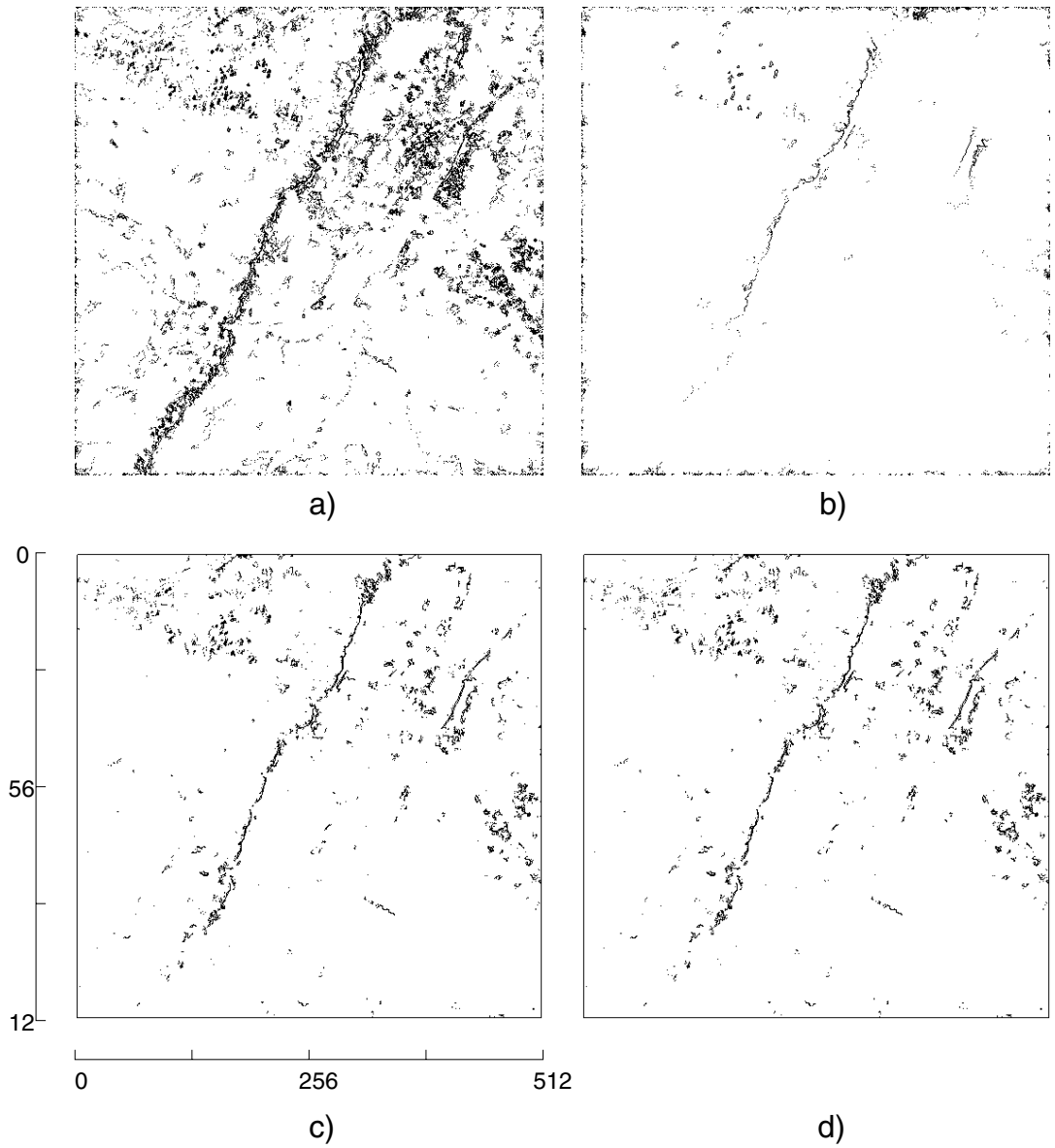



FIGURE 7 Résultats de la détection de contours à partir des images filtrées : *a*) filtre proposé, *b*) filtre de Crimmins, *c*) filtre de Lee amélioré (*7* × *7*), *d*) filtre MAP Gamma-Gamma amélioré. *Edge detection results of smoothed images : a) proposed filter, b) Crimmins filter, c) refined Lee filter (7 × 7), d) refined MAP Gamma-Gamma filter.*

TABLEAU 2 Performances des filtres évaluées à partir de l'image ERS-1 3-vues de la région Laghouat (figure 4-b). *Filter Performances, evaluated from ERS-1 3-look image of Laghouat region (figure 4-b).*

| | Moyenne | Biais | ENL | $\Delta C_0$ | *Biais T* |
|---|---|---|---|---|---|
| Image originale | 54,27 | 0 | 3,6 | 0 | 0 |
| Lee amélioré | 51,50 | –0,52 | 21,2 | –0,317 | 0,240 |
| MAP Gamma-Gamma | 51,50 | –0,52 | 21,2 | 0,939 | 0,235 |
| Crimmins | 55,09 | 0,148 | 57,9 | 2,928 | 0,248 |
| Filtre proposé | 54,94 | 0,121 | 40,7 | 0,253 | 0,172 |

## 6. CONCLUSIONS

Nous avons présenté une amélioration du filtre de Crimmins en lui associant l'estimation locale des statistiques sur une fenêtre de taille adaptative. Cette procédure a permis de mieux contrôler localement les itérations et de préserver ainsi l'information texturale et les contours tout en réduisant correctement le bruit. Le filtre dérivé lisse correctement dans les zones homogènes et préserve mieux les contours ainsi que l'information texturale comparativement aux filtres statistiques géométriques les plus couramment utilisés.

Par ailleurs, nous avons montré que le filtrage favorise l'homogénéisation des zones de faibles contrastes entre elles et, par conséquent, nous envisageons tester son apport dans les procédures de segmentation en régions. La méthode proposée a prouvé son efficacité pour les images radar à synthèse d'ouverture de ERS-1. Il serait intéressant de l'évaluer sur d'autres types d'images radar afin de mieux quantifier l'apport de notre méthode.

## *Remerciements*

Les auteurs remercient vivement les évaluateurs pour leurs suggestions et leurs remarques qui ont permis d'améliorer sensiblement cet article.

## *Références*

Arsenault, H. H. *and* Levesque, M. (1984) Combined homomorphic and local statistics processing for restoration of images degraded by signal dependent noise. *Applied Optics*, vol. 23, n° 6, p. 845-850.

Bijaoui, A., Starck, J.-C. et Murtagh, F. (1994) Restauration des images par algorithme à trous. *Revue traitement du signal*, vol. 11, n° 3, p. 229-233.

Bijaoui, A., Bobichon, Y., Fang, Y. et Rue, F. (1997) Méthodes multiéchelles appliquées à l'analyse des images radar à ouverture synthétiques. *Revue traitement du signal*, vol. 14, n° 2, p. 180-193.

Coifman, R. R. *and* Wickerhauser, M. V. (1992) Entropy-based algorithms for best basis selection. *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 38, n° 2, p. 713-718.

Crimmins, T. R. (1985) Geometric filter for speckle reduction. *Applied Optics*, vol. 24, n° 10, p. 1438-1443.

Donoho, D. L. (1995) De-noising by soft thresholding. *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 41, n° 3, p. 613-627.

Frost, V. S., Stiles, J., Shanmugan, K. *and* Holtzman, J. (1982) A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 4, n° 2, p. 157-165.

Goodman, J. W. (1976) Some fundamental properties of speckle. *Journal of Optical Society of America*, vol. 66, n° 11, p. 1145-1150.

Hoeckman, D. H. (1991) Speckle ensemble statistics of logaritmically scaled data. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, vol. 29, p. 180-182.

Kuan, D. T., Sawchuk, A. A., Strand, T. C. *and* Chavel, P. (1985) Adaptive noise smoothing filter for images with signal dependent noise. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 7, n° 2, p. 165-177.

Kuan, D. T., Sawchuk, A. A., Strand, T. C. *and* Chavel, P. (1987) Adaptive restoration of Images with Speckle. *IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing*, vol. 35, n° 3, p. 373-383.

Lee, J. S. (1981) Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images. *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 17, p. 24-32.

Lee, J. S., Jurkevich, I., Dawaele, P., Wambacq, P. *and* Oosterlinck, A. (1994) Speckle filtering of synthetic aperture radar images : A review. *Remote Sensing Reviews*, vol. 8, p. 313-340.

Lopes, A., Touzi, R. *and* Nezry, E. (1990) Adaptive Speckle filters and scene heterogeneity. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 28, n° 6, p. 992-1000.

Lopes, A., Nezry, E., Touzi, R. *and* Laur, H. (1993) Structure detection and statistical adaptive speckle filtering in SAR images. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 14, n° 9, p. 1735-1758.

Mallat, S. (1989) A theory for multi-resolution signal decomposition: The wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, vol. 11, n° 7, p. 674-693.

Simard, M., Degrandi, G., Thomson, K.P.B. *and* Bénié, G. B. (1998) Analysis of speckle noise contribution on wavelet decomposition of SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 36, n° 6, p. 1953-1961.

Touzi, R., Lopes, A. *and* Bousquet, P. (1988) A statistical and geometrical edge detector for SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 26, n° 6, p. 764-773.

Tur, M., Chin, K. C. *and* Goodman, J. W. (1982) When is speckle noise multiplicative. *Applied Optics*, vol.21, n° 7, p. 1157-1157.