

Réduction du speckle dans les images radar SAR : concepts et algorithmes

Youcef SMARA

*Laboratoire de Traitement D'images et Rayonnement , Faculté d'Electronique et d'Informatique,
U.S.T.H.B, BP 32 El-Alia, Bab-Ezzouar 16111 Alger, Algérie.
E-mail : y.smara@mailcity.com*

Résumé : La présence du speckle dans les images radar SAR réduit le pouvoir de perception des détails et des structures fines de la scène imagée. La plupart des chercheurs considèrent le speckle comme un bruit multiplicatif statistiquement indépendant du signal. La réduction du speckle consiste à estimer le bruit à partir du signal observé et de le réduire en préservant la radiométrie et les informations texturales de l'image. Dans cette présentation, nous présentons, dans un premier temps les concepts théoriques liés au phénomène du speckle et, dans un deuxième temps, les différentes approches de réduction du speckle telles que celles basées sur l'approche EQMM (erreur quadratique moyenne minimum), celles basées sur l'approche MAP (Maximum à posteriori) ainsi que celles basées sur la transformée en ondelettes et l'analyse multirésolution. Toutes ces méthodes sont testées sur une image réelle ERS-1 correspondante à la région de Laghouat. Les bons résultats obtenus par ces algorithmes sont présentés et discutés.

Mots clés: réduction du speckle, images SAR, approche MAP, transformée en ondelettes, coefficient de variation.

1 Introduction

Le principal inconvénient dans l'interprétation visuelle ou automatique des images radar SAR est le phénomène de chatoiement ou speckle, qui est dû à la cohérence de l'onde radar et à l'interférence des champs rétro-diffusés par les objets à l'intérieur de chaque cellule de résolution. Il est souvent modélisé comme un bruit aléatoire multiplicatif.

Le but de filtrage de speckle est de supprimer le bruit et augmenter la lisibilité de l'image. En pratique il n'existe pas de filtre universel adapté à tous les problèmes. Certains filtres peuvent être efficaces sur certaines images et se montrer totalement inappropriés sur d'autres. Une opération de filtrage consiste donc à estimer la réflectivité radar idéale en fonction de l'observation bruitée et aussi tenir compte des paramètres statistiques de la scène estimée localement. L'estimateur doit être non biaisé et de variance minimale.

2 Propriétés statistiques du speckle

Les propriétés fondamentales du speckle ont fait l'objet d'études de la part de plusieurs auteurs et plus particulièrement de J.W. Goodman en 1976 qui a contribué dans une large mesure à la définition et à la caractérisation du speckle qui est dû aux phénomènes liés aux ondes cohérentes.

Vu les connaissances limitées concernant les détails de la structure de la surface réfléchissante, il est nécessaire de discuter les propriétés du bruit en des termes statistiques (Goodman, 1976).

Pour modéliser le bruit, nous allons nous intéresser au modèle le plus couramment utilisé qui est le modèle du speckle gaussien dit totalement développé dont les conditions proposées par Goodman sont le plus souvent réalisées dans le cas de l'imagerie radar. Nous supposons que les régions d'étude sont homogènes et par conséquent, les variations spatiales du signal rétrodiffusé par ce type de cibles sont dues uniquement au speckle et que les propriétés statistiques du signal radar sont celles du speckle. D'autre part, Goodman pose, au préalable, deux premières hypothèses :

Hypothèse H1: Le champ incident au point (x, y, z) est parfaitement polarisé.

Hypothèse H2: Le champ incident au point (x, y, z) est parfaitement monochromatique.

Le modèle classique du speckle suppose que l'énergie reçue au niveau de l'antenne est la somme de contributions indépendantes et aléatoirementphasées de diffuseurs à l'intérieur de la même cellule de résolution. D'autre part, en plus des hypothèses citées ci-dessus, les ondes réfléchies doivent être en assez grand nombre, uniformément distribuées, et aléatoirementphasées. Toutes ces hypothèses assurent que les parties réelles

et imaginaires du speckle sont des variables aléatoires qui obéissent à la distribution gaussienne .

En tenant compte de ces hypothèses, on représente ce champ électromagnétique par un signal analytique de valeur complexe:

$$U(x, y, z, t) = A(x, y, z) \exp\{j2\pi\omega t\}$$

où ω représente la fréquence, t le temps et $A(x, y, z)$ la fonction amplitude qui est elle même une fonction complexe de coordonnées spatiales. Cette fonction peut s'exprimer de la manière suivante :

$$A(x, y, z) = |A(x, y, z)| \exp\{j\phi(x, y, z)\}$$

où $\phi(x, y, z)$ représente la fonction phase, qui est fonction des coordonnées spatiales et $|A(x, y, z)|$ l'amplitude de cette même fonction.

Nous pouvons ainsi écrire :

$$A(x, y, z) = r + ji = A \cos \phi + jA \sin \phi = A^{(r)}(x, y, z) + jA^{(i)}(x, y, z)$$

avec :

$$A^{(r)}(x, y, z) = A \cos \phi \quad \text{et}$$

$$A^{(i)}(x, y, z) = A \sin \phi$$

Il est stipulé, par ailleurs, que :

Hypothèse H3 : L'amplitude A_i et la phase ϕ_i des i éléments phaseurs sont statistiquement indépendants entre elles. L'amplitude peut être une constante.

Hypothèse H4 : Les phases ϕ_i des contributions élémentaires sont uniformément réparties dans l'intervalle $[0, 2\pi]$.

En tenant compte de ces hypothèses H3 et H4 de Goodman, on peut déduire que r et i sont des variables aléatoires qui sont centrées, de même variance, indépendantes.

D'après les déductions faites ci-dessus sur les variables r et i et en vertu du théorème de la limite centrale, nous pouvons écrire que:

** Les fonctions de densité de probabilité de r et i sont :

$$f_r(r) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \cdot \exp\left(\frac{-r^2}{2\sigma^2}\right) \quad \text{et}$$

$$f_i(i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \cdot \exp\left(\frac{-i^2}{2\sigma^2}\right)$$

** La phase ϕ étant répartie uniformément entre 0 et 2π , sa fonction de densité de probabilité s'écrit :

$$f_\phi(\phi) = \begin{cases} 1/2\pi & \text{pour } -\pi < \theta \leq \pi \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

comme $f_\phi(\phi) = \frac{1}{2\pi}$ nous pouvons déduire

la fonction de densité de probabilité de l'image en amplitude, qui est, en fait, celle du speckle :

$$f_A(A) = \left(\frac{A}{\sigma^2}\right) \cdot \exp\left(\frac{-A}{2\sigma^2}\right) \quad \text{pour } A \geq 0$$

D'après cette équation, nous pouvons déduire que la fonction de densité de probabilité du speckle en amplitude est une loi de Rayleigh (figure 1)

De la même manière, la distribution de l'image intensité s'obtient suite à la transformation $I(x,y,z) = A^2(x,y,z)$. C'est une loi exponentielle (figure 1) qui s'écrit :

$$f_i(I) = \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left(\frac{-I}{2\sigma^2}\right) \quad \text{pour } I \geq 0$$

Ces fonctions de densité de probabilité pour les images amplitude et intensité ont été étudiées pour des images radar de type « 1 vue ».

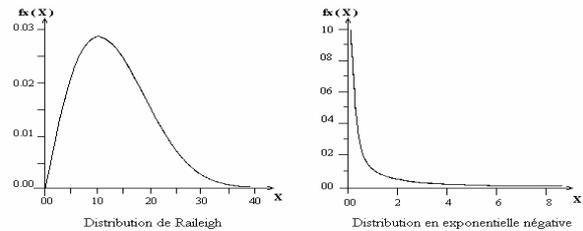


figure 1: distributions de Rayleigh et Exponentielle

Nous avons vu que sur une zone homogène (mer calme, océan, champs cultivés, etc.), les variations spatiales du signal radar rétrodiffusé ne sont dues qu'au speckle. Il en résulte que dans cette zone, les propriétés statistiques du signal radar sont celles du speckle. Nous considérons dans ce cas le speckle comme un bruit totalement développé pour la détermination des propriétés statistiques de ce bruit.

De plus, dans l'étude de la réduction du speckle que nous allons voir par la suite, nous nous intéresserons surtout à la notion du coefficient de variation du speckle qui est défini comme le rapport de l'écart-type de l'image sur sa moyenne. Ce résultat est très important, car il s'avère un moyen intéressant pour caractériser la présence du speckle et donc l'évaluation du filtrage de celui-ci . les écarts-type normalisés C_A en amplitude , et C_I en intensité sont donnés par:

$$C_A = \sigma_A / \langle A \rangle = \sqrt{4/\pi} - 1 = 0,5227 \quad \text{et}$$

$$C_I = \sigma_I / \langle I \rangle = 1$$

Nous remarquons dans ces résultats que la valeur du coefficient de variation du speckle est constante pour une image donnée. Ce qui signifie que la variance des radiométries de l'image radar sera d'autant plus grande que la moyenne du signal rétrodiffusé par la cible sera importante. Ceci justifie généralement le modèle de bruit multiplicatif donné au speckle.

La validité de ce modèle a été testée par Lee (Lee, 1981) sur des images Seasat SAR. En effet, pour vérifier le modèle, des moyennes locales et des déviations standard d'un certain nombre de zones homogènes de différentes images SAR ont été calculées sur des fenêtres 11x11. Il a vérifié cette notion de bruit multiplicatif donné au speckle dans le sens ou sa déviation standard augmente avec sa moyenne.

L'étude qui vient d'être effectuée sur la statistique concerne la formation d'une image radar à « une vue ».

Afin de faciliter l'interprétation visuelle des images radar, des techniques de préfiltrage consistant en un moyennage, ont été utilisées pour réduire les effets du speckle. Ces méthodes consistent à prendre la somme de 2 ou plusieurs vues (looks) de la même scène de la surface observée par le radar. Donc, la formation d'une image multivues ou multilooks ou image « N looks » consiste à effectuer la moyenne de N images « 1 look » obtenues sur la même scène observée.

$$I = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i$$

où les I_i sont les images intensité « 1 look » qui sont distribuées suivant la loi précédente, et N est le nombre de vues.

Ces images peuvent être en Intensité ou en amplitude, et il est possible de retrouver, comme précédemment, les fonctions de densité de probabilité respectives. En effet, la fonction de densité de probabilité de l'image en intensité pour une image N vues, qui est la somme de N lois exponentielles, sera une loi en χ^2 à 2N degrés de liberté :

$$f_I(I) = \frac{N^N}{(N-1)!} I^{N-1} \exp(-NI)$$

Nous pouvons remarquer que la moyenne d'une image radar « N looks » est égale à celle d'une image « 1 looks ». En effet :

$$E[I] = E\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i\right] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E[I_i] = E[I_i]$$

Quand N augmente, cette distribution se rapproche de la distribution normale [LEB 90]. Des tests ont été effectués par Li en 1988 [LEB 90] sur des images radar de type SIR-B. Ces tests ont donné des histogrammes de speckle de forme pratiquement gaussienne.

L'image en amplitude « N looks » s'exprime par :

$A = \sqrt{I} = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i\right]^{1/2}$ et sa distribution peut se déduire de celle de l'image en intensité de la manière suivante :

$$f_A(A) = J(A) \cdot f_I(I) = 2A f_I(I) = \frac{2N^N A^{2N-1}}{(N-1)!} \exp(-NA^2)$$

Cette équation correspond à une distribution de Rayleigh.

Pour revenir au coefficient de variation pour des images « N looks », pour les deux types d'images, en amplitude et en intensité, la moyenne est identique à

celle des images « 1 look », et il est possible de montrer que l'écart-type, pour sa part, sera divisé par \sqrt{N} .

En résumé, cette étude qui s'inspire de l'analyse de Goodman explique comment l'analyse du speckle conduit à une distribution de Rayleigh pour le speckle en amplitude, ainsi qu'à la distribution « en exponentielle négative » pour le speckle en intensité.

Cependant, dans bon nombre de situations réelles, l'étude ne conduit pas à ces résultats classiques mathématiques pour le speckle à cause des principaux facteurs suivants :

- L'onde n'est pas parfaitement polarisée.
- L'onde n'est pas parfaitement monochromatique.
- Le nombre de diffuseurs n'est pas toujours très grand.
- Les phases des diffuseurs ne sont pas uniformément distribuées.

C'est pour cela que la recherche reste encore très active dans le domaine de la modélisation du speckle.

3 Techniques de filtrage de speckle

La plupart des chercheurs considèrent le speckle comme un bruit multiplicatif statistiquement indépendant du signal. Son modèle est donné par l'équation suivante :

$$a(i, j) = g(i, j)b(i, j)$$

Où $a_{i,j}$ représente l'image observée, $g_{i,j}$ l'image non bruitée et $b_{i,j}$ le bruit multiplicatif (speckle) caractérisé par une moyenne ($E[b]=1$) et d'une variance σ_b . Un filtre idéal est caractérisé par une élimination du speckle et une restauration parfaite du signal original. En pratique cela dépend de l'hétérogénéité de la surface observée. Ainsi, on peut distinguer trois types de zones sur l'image à traiter :

Zone homogène: en théorie une telle zone est dite homogène si ($C_1 \leq C_u$, où C_u représente le coefficient de variation du speckle).

Zone hétérogène: Dans ce cas, la valeur de coefficient de variation local C_1 entre C_u et C_{max} , où C_{max} représente la valeur maximale qui peut prendre le coefficient de variation du speckle.

Zone très hétérogène: Ce cas se présente où le speckle est non pas développé, ou $C_1 \geq C_{max}$ (le coefficient de variation local est grand).

Valeur de C_u : Pour une image L-vues, la valeur limite inférieure de C_1 qui est C_u (coefficient de variation du speckle dans les zones homogènes) est donné par la relation suivante:

$$C_u = \frac{0.5227}{\sqrt{N}} \quad (\text{Image en Amplitude})$$

$$C_u = \frac{1}{\sqrt{N}} \quad (\text{Image en Intensité})$$

Où N représente le nombre de vues.

La valeur de coefficient de variation local C_1 est calculée localement, pour chaque fenêtre de traitement, et est donné par:

$$C_1 = \frac{\sigma_g}{\bar{g}}$$

Où \bar{g} et σ_g représente respectivement la moyenne et la variance locale, estimées localement sur chaque fenêtre de traitement.

Valeur de C_{\max} : La valeur de seuil C_{\max} est difficile à déterminer (Lopes et al, 1990a). Une étude théorique et pratique a été menée pour la détermination exacte de la valeur de C_{\max} en fonction des propriétés de l'image, Il est considéré pour le cas du filtre Gamma MAP que la valeur de C_{\max} est donnée comme suit :

$$C_{A_{\max}} \cong \sqrt{2}.C_u \cong \sqrt{2} \cdot \frac{0.533}{\sqrt{L}} \quad (\text{Image en Amplitude})$$

$$C_{I_{\max}} \cong \sqrt{2}.C_u \cong \sqrt{2} \cdot \frac{1}{\sqrt{L}} \quad (\text{Image en Intensité})$$

La réduction, voir l'élimination du speckle apparaît donc comme un élément crucial pour faciliter l'interprétation des images radar SAR. A cet effet, de nombreuses méthodes de réduction du speckle ont été étudiées, qu'on peut classer selon l'approche employée comme suit:

Les filtres utilisés dans le domaine fréquentiel tels que les filtres linéaires (Wiener et al), où le filtrage récursif utilisant le filtre de Kalman (Azimi-Sadjadi *et al.*, 1991) ne tiennent pas compte de la non stationnarité de l'image. De plus, les filtres linéaires appliqués globalement doivent établir des compromis entre le lissage du bruit et la préservation des contours.

Cependant la supposition de stationnarité peut être appliquée pour des fenêtres locales de l'image. Dans ce cas, il est nécessaire d'adapter les paramètres des filtres aux changements locaux de l'image. On préférera donc les méthodes utilisant des opérateurs locaux, opérant sur un voisinage de pixels à filtrer (fenêtre de traitement) (Lee, 1981), (Frost *et al.*, 1982), (Lopes *et al.*, 1990b). Ces méthodes donnent de bons résultats pour la préservation de l'information contenue dans l'image (Smara, 1998). Nous allons passer en revue les différents filtres utilisés dans la réduction du speckle :

3.1. Filtres heuristiques

Ces filtres ne tiennent pas compte des propriétés statistiques du speckle ni de la variabilité spatiale de la rétrodiffusion Radar d'une scène naturelle. Quelques filtres classiques de cette famille sont:

- Le filtre "moyen " qui permet une bonne réduction du speckle. Son défaut est de lisser très fortement les contours et la texture, dégradant ainsi la résolution spatiale et donnant une impression de flou .
- Le filtre "médian" qui, appliqué itérativement avec une fenêtre de traitement de petite taille, préserve assez bien les structures, au prix d'un filtrage moins efficace (Narendra, 1981).
- Les filtres géométriques de Crimmins (Crimmins, 1985) qui permettent un filtrage efficace

du speckle, tout en respectant les structures pour des contrastes locaux suffisants. Ils dégradent cependant la texture et les réponses ponctuelles des petites cibles (Nezry, 1992).

- Le filtre "Sigma " (Lee 1981,) adapté au modèle multiplicatif ne prend en compte pour l'estimation des statistiques locales (en l'occurrence la moyenne) que les pixels compris dans une certaine gamme de valeurs radiométriques.

3.2. Filtres homomorphiques

Les filtres homomorphiques sont des filtres non adaptatifs qui s'appliquent sur les images préalablement transformées logarithmiquement. L'image filtrée est ensuite transformée exponentiellement. Le speckle est considéré comme un bruit additif au moment du filtrage. Les filtres homomorphiques les plus connus sont:

- Le filtre linéaire d'Arsenault (Arsenault *et al.*, 1984) qui est l'analogie du filtre de Lee (1980) mais pour un bruit additif.
- Une amélioration apportée à cette méthode de filtrage consiste à introduire de façon explicite un modèle de scène (Yan *et al.*, 1986), ce qui a pour effet d'améliorer la préservation de la texture.
- Le filtre alpha-linéaire de Boucher et Hillio (1991), qui est une généralisation des filtres de Lee et d'Arsenault, dans laquelle on applique d'une part le filtre de Lee pour le filtrage des cibles étendues (zones homogènes ou texturées) supposées distribuées de façon gaussienne, et d'autre part le filtre d'Arsenault pour la réduction du speckle dans les zones à contours, supposées être distribuées suivant une loi Log-normale (Bruniquel, 1996).

La transformation logarithmique suivie, après filtrage d'une transformation exponentielle a cependant pour effet de dégrader l'information radiométrique dans l'image en introduisant un biais sur la moyenne estimée. D'autre part, la non-linéarité de la transformation logarithmique a pour effet d'abaisser les réponses des cibles ponctuelles, dont la plupart sont alors écrêtées par le filtrage.

3.3. Filtres adaptatifs

Les filtres adaptatifs sont basés sur les paramètres statistiques du premier ou second ordre du speckle et de la scène:

- Les paramètres statistiques du premier ordre du speckle sont traduits par la densité de probabilité de celui ci.
- Les paramètres statistiques du second ordre sont exprimés en fonction de la réponse impulsionnelle du système imageur SAR.
- Les propriétés statistiques de premier ordre de la scène à restaurer sont calculées à partir des propriétés

statistiques de l'image par la moyenne \bar{I} et le coefficient de variation C_1 dans un voisinage du pixel à filtrer.

A l'aide du modèle multiplicatif, l'estimation de la réflectivité radar se ramène à une pondération linéaire ou non linéaire en fonction des intensités moyennes

estimée \bar{I} et observée I et du coefficient de variation C_1 (Lee, 1986, Nezry, 1992). Les statistiques du second ordre peuvent également être utilisées, mais au prix d'une complexité accrue des calculs (Quelle *et al.*, 1990, Nezry *et al.*, 1994).

Les filtres adaptatifs pour le speckle, les plus connus sont:

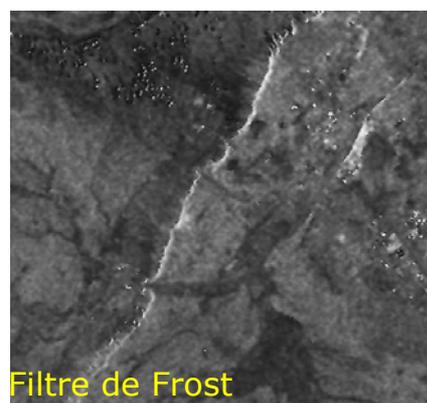
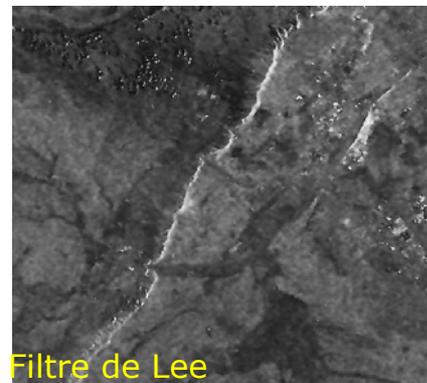
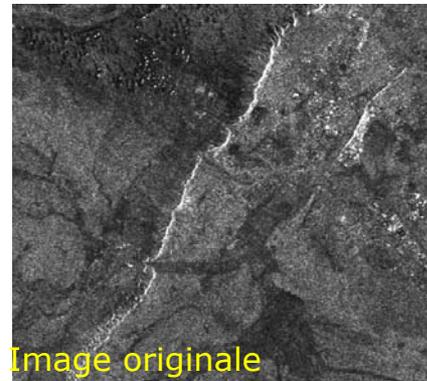
- Les filtres linéaires (EQMM) minimisant l'erreur quadratique moyenne à savoir le filtre de Lee (1980, 1981, 1983), le filtre de Kuan (1985, 1987), facilement programmables et plus largement utilisés.
- Le filtre de Frost (frost *et al.*, 1982) qui est une variante du filtre de Wiener. La fonction d'autocorrélation de la scène, supposée exponentielle, introduite de façon théorique par Frost, a été utilisée de façon explicite par Quelle *et al.* (1990) dans un filtre de Frost amélioré.
- Le filtre Maximum *à posteriori* (Kuan *et al.*, 1987), introduit une amélioration importante dans la mesure où la variabilité intrinsèque de la scène est prise en compte explicitement par ses statistiques du premier ordre. En effet, la fonction de densité de probabilité de la réflectivité radar à restaurer est introduite en tant qu'information *à priori*. Le choix classique d'une distribution gaussienne, fait par Kuan *et al.* (1985) est contestable, surtout au voisinage d'un contour ou d'un fort diffuseur. D'autres modèles de scènes ont été testés par Nezry (1992) et Laur (1989).
- Wu et Maître (1990), ont proposé un filtrage basé sur le choix d'une région homogène maximale voisine du pixel à traiter. Une fois cette région trouvée, ils appliquent le filtre de Kuan (Kuan *et al.*, 1987) ou de Lee (1980) dans celle-ci. L'analyse de l'homogénéité est basée sur 3 seuils qui sont choisis pour une famille d'images. L'intérêt de ce filtrage est d'être doublement adaptatif, d'une part par l'utilisation des statistiques locales, d'autre part par le choix de la taille de la fenêtre de traitement.
- Nezry *et al.* (1994) ont proposé pour la restauration et l'amélioration des propriétés textuelles dans l'image SAR, d'utiliser les propriétés statistiques locales de deuxième ordre telles que la matrice de co-occurrence et la fonction d'autocorrélation.
- Baraldi *et al.* (1995) ont proposé une amélioration du filtrage gamma MAP en introduisant une adaptativité géométrique où les statistiques locales sont calculées sur une zone non nécessairement carrée. Cette fenêtre peut avoir n'importe quelle forme géométrique.

3.4. Filtres multirésolution

Dans ce type de filtre, le speckle est traité par une analyse multi-échelles qui utilise l'analyse multirésolution et son outil associé, la transformée en ondelettes. Ceci permet de traiter uniquement les échelles les plus affectées par le speckle. (Ranchin,

1993a, 1993b, Gagnan *et al.*, 1996, Donoho *et al.*, 1994, Horgan, 1998).

Dans ce qui suit, nous donnons dans la figure 2 quelques résultats issus de filtres de types EQMM (Lee, Kuan et Frost) et MAP (Gauss-Gamma, Beta-Gamma et Gamma-Gamma) développés au niveau de notre laboratoire suivies d'images agrandies pour une meilleure appréciation des résultats et de commentaires sur ces filtres.



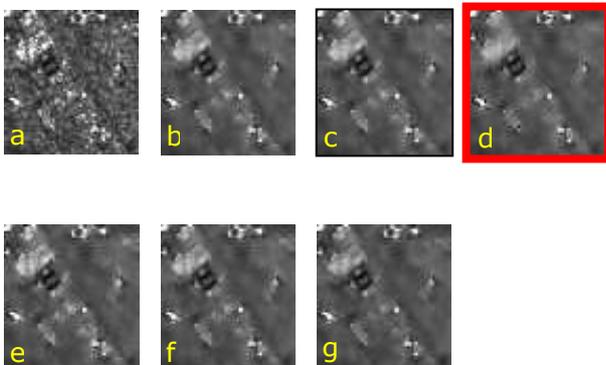
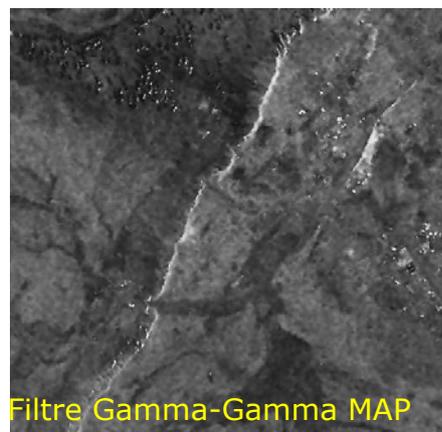
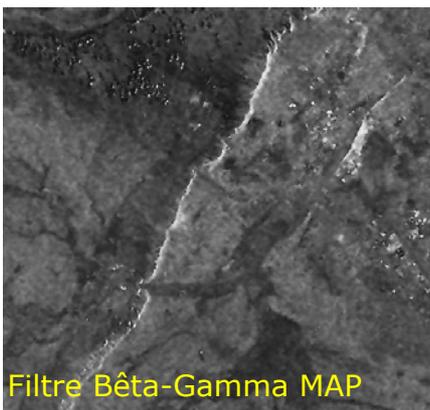
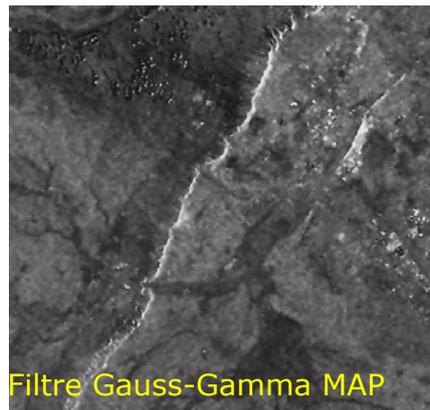


Figure 2: résultats des filtres a) image originale, b) image issue du filtre de Lee. c) images issues du filtre Kuan . d) image issue du filtre Frost.e) image issue du filtre MAP Gauss-Gamma. f) image issue du filtre

Beta-Gamma et g) image issue du filtre MAP Gamma-Gamma.

3.5. Evaluation qualitative des filtres réalisés:

Une comparaison des résultats obtenus par les filtres sur une image radar de la région de Laghouat (Algérie) a été effectuée. Cette comparaison a été faite dans l'optique d'apprécier les performances qualitatives de chaque méthode.

3.5.1. Filtres basés sur le critère EQMM:

Les performances du filtre Lee amélioré et du Filtre Kuan amélioré sont pratiquement identiques, nous constatons qu'une bonne réduction du speckle s'opère dans les zones homogènes mais au détriment des contrastes de contours et de lignes. Le Filtre de Frost présente l'avantage de bien lisser les zones homogènes, et de conserver les transitions contours et lignes. Ceci est dû à l'utilisation du paramètre K. Cependant les micros-contours sont aussi lissés. Les points isolés où les forts réflecteurs sont moyennement préservés.

3.5.2. Filtre basés sur le critère MAP:

Nous avons remarqué que les filtres basés sur le critère MAP et ayant comme hypothèse un modèle de scène la distribution Gamma, lissent fortement les zones homogènes, tout en préservant la radiométrie moyenne. Le filtre Gamma Gamma MAP est le plus performant de ces filtres. Cependant ce filtre ne préserve pas la radiométrie des contours, un effet de lissage est alors constaté.

4. Transformée en ondelettes et Analyse Multirésolution

La transformée en ondelettes est une transformation adaptée à l'analyse des signaux non stationnaires d'énergie finie. Elle permet d'obtenir une représentation locale de l'information contenue dans le signal analysé, alors que la transformée de Fourier fournit une information globale sur le signal. Il existe de nombreuses bases d'ondelettes qui ont des propriétés différentes.

La transformée en ondelettes et l'analyse multirésolution nous permet de représenter l'image à des résolutions différentes à l'aide des coefficients d'ondelettes et donc de décrire des approximations successives d'une même image à des résolutions différentes. La transformée en ondelettes permet de décrire la différence d'information existante entre ces différentes approximations. A l'aide de ces deux outils, on va séparer la partie du signal peu affectée par le speckle de celle qui l'est plus fortement, puis en effectuant le filtrage sur les images de coefficients d'ondelettes et en reconstruisant le signal (image filtrée).

Une ondelette est définie par une ensemble de fonctions générées par translation et dilatation d'une unique fonction ψ appelée ondelette mère, donnée par:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

Où $(a, b \in \mathbb{R}$ et $a \neq 0$). Le paramètre a est appelé facteur d'échelle (pas de dilatation), et b facteur de décalage (pas de translation). Ainsi une ondelette mère doit satisfaire les conditions d'admissibilité suivantes:

$$C_\psi = 2\pi \int_{-\infty}^{+\infty} |\hat{\psi}(\omega)|^2 \frac{d\omega}{\omega} < \infty$$

Où $\hat{\psi}$ est la transformée de Fourier de la fonction ψ . Cette condition implique que ψ décroisse plus vite quand t tend vers $+\infty$. De plus, l'ondelette mère doit être à moyenne nulle comme l'indique l'équation suivante:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = \hat{\psi}(0) = 0$$

4.1. Transformée en ondelettes continue

La transformée en ondelettes est une fonction $W_f(a, b)$ qui associe aux paramètres a et b la valeur du coefficient $C_{a,b}$ de l'ondelette $\psi_{a,b}$ dans la décomposition du signal. La décomposition ou analyse d'une fonction $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$ s'écrit:

$$W_f(a, b) = C_{a,b} = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-a}{b} \right) dt$$

Où $\psi_{a,b}$ est une ondelette analysante, ψ^* est le complexe conjugué de ψ , et $\langle f, \psi_{a,b} \rangle$ est le produit scalaire défini dans $L^2(\mathbb{R})$. Dans ce cas, a et b sont définis comme précédemment et varient d'une façon continue. Pour une échelle a et une position b , l'équation (6) représente le contenu par $f(t)$ pour cette échelle et à cette position. Pour que la transformée en ondelettes admette une inversion, que l'ondelette ψ vérifie les conditions d'admissibilité (équation 4 et 5) [5][6].

La transformée inverse est donnée par la formule suivante:

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W_f(a, b) \psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2}$$

Il est donc facile, connaissant les coefficients $C_{a,b}$ et l'ondelette de référence, $\psi(t)$, de reconstruire le signal $f(t)$.

4.2. Transformée en ondelettes discrète

Considérons une fonction $f(t)$ est sa transformée en ondelettes continue, $W_f(a, b)$ la discrétisation consiste en l'extraction d'un ensemble de coefficients $C_{a,b}$ permettant de trouver complètement l'information contenue dans la version continue.

Les paramètres de dilatation et de translation a et b se réduisent à un réseau discret de la forme: $(a, b) = (a_0^m, nb_0 a_0^m)$ avec $a_0 > 1, b_0 \neq 0$ et $(m, n) \in \mathbb{Z}^2$.

Au paragraphe précédent nous avons défini la décomposition ou analyse d'une fonction $f(t)$. De façon similaire, on a, dans le cadre des ondelettes discrètes:

$$W_f(a_0^m, nb_0) = C_{m,n}(f(t)) = \langle f, \psi_{m,n} \rangle = \frac{1}{a_0^m} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{m,n}^*(t) dt$$

Où $C_{m,n}$ est appelée le coefficient d'ondelette. Ce coefficient représente une mesure de l'intensité des variations locales du signal. De même, la reconstruction d'une fonction $f(t)$ à partir des coefficients d'ondelettes s'écrit:

$$f(t) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} C_{m,n}(f(t)) \psi_{m,n}(t)$$

Meyer a montré qu'il existe des fonctions ψ telles que pour $a_0=2$ et $b_0=1$ (transformée en ondelettes discrètes dyadiques), les fonctions $\psi_{m,n}(t)$ constituent une base orthonormale de $L^2(\mathbb{R})$.

4.3. Algorithmes de l'analyse multirésolution et de la transformée en ondelettes appliqués à l'image

4.3.1. Algorithme de Stéphane Mallat

4.3.1.1. Décomposition

Mallat en 1989 a adapté l'algorithme de l'analyse multirésolution dans l'analyse des signaux bidimensionnels, par l'introduction d'une fonction d'échelle bidimensionnelle séparable définie par:

$$\varphi(x, y) = \varphi_{j,k}(x) \varphi_{j,k}(y)$$

Où $\varphi_{j,k}(x)$ et $\varphi_{j,k}(y)$ sont respectivement la fonction d'échelle appliquée dans la direction "x", et la fonction d'échelle appliquée dans la direction "y".

L'expression de la différence d'information existante entre deux approximations successives d'une même image s'effectue à l'aide de trois ondelettes directionnelles qui s'expriment sous la forme:

$$\psi^D(x, y) = \psi_{j,k}(x) \psi_{j,k}(y)$$

$$\psi^H(x, y) = \varphi_{j,k}(x) \psi_{j,k}(y)$$

$$\psi^V(x, y) = \psi_{j,k}(x) \varphi_{j,k}(y)$$

Où ψ^D, ψ^H, ψ^V sont respectivement les ondelettes permettant le calcul de la différence d'information dans les directions diagonales, horizontales et verticales.

4.3.1.2. Reconstruction

La reconstruction se fait d'une manière récursive. On reconstruira ainsi toutes les approximations à travers

l'axe des résolutions en ajoutant à l'approximation discrète à la résolution 2^j les signaux des détails correspondants.

4.3.2. Algorithme à trous de Dutilleux

L'algorithme à trous, a été l'un des premiers algorithmes proposé pour réaliser une transformée en ondelettes discrète sur un signal monodimensionnel (Dutilleux, 1987). Dans cet algorithme, la dilatation de l'ondelette n'est pas effectuée comme précédemment par sous-échantillonnage de l'image. Ceci entraîne que les différentes approximations de l'image (les images de contexte) ainsi que les images de coefficients (les images de détails ou structures) auront toutes la même dimension que l'image originale. Dans le cas monodimensionnel, l'approximation du signal à la résolution 2^{j+1} se calcule à partir de l'approximation du signal à la résolution 2^j à l'aide de l'équation suivante:

$$f_{j+1}(t) = \frac{1}{4} f_j(t-2^j) + \frac{1}{2} f_j(t) + \frac{1}{4} f_j(t+2^j)$$

Où les coefficients appliqués aux échantillons de l'approximation à la résolution 2^j pour le calcul de la nouvelle approximation à la résolution 2^{j+1} correspondent à la réponse impulsionnelle d'un filtre passe-bas. La différence d'information entre deux approximations successives est décrite par les coefficients d'ondelettes:

$$C_{j+1}(t) = f_{j+1}(t) - f_j(t)$$

La reconstruction du signal à partir de l'approximation du signal à une résolution donnée 2^j et des coefficients d'ondelettes, s'effectue par simple sommation comme suit:

$$f(t) = f_j(t) + \sum_{j=1}^N C_j(t)$$

L'application de cet algorithme sur l'image s'effectue d'une manière similaire, donc l'approximation de l'image à la résolution 2^j se calcule à partir de l'approximation de l'image à la résolution 2^{j+1} à l'aide d'un filtre passe-bas donné par:

$$\begin{pmatrix} \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \end{pmatrix}$$

Cet algorithme ne produira qu'une seule image non directionnelle de coefficients d'ondelettes pour chaque résolution. Il est à noter que cet algorithme n'est pas une analyse multirésolution orthogonale ou biorthogonale. Il possède cependant la propriété de reconstruction exacte.

4.3.3. Algorithme de filtrage

La méthode que nous proposons s'appuie sur, un filtre basé sur le critère MAP, que nous avons appliqué aux images de coefficients d'ondelettes. Sa description est la suivante:

Etape1: Décomposition de l'image radar à l'aide d'un algorithme d'analyse multirésolution basée sur la transformée d'ondelettes.

Etape2: Détermination de la distribution statistique des images de coefficients d'ondelettes (la FDP).

Etape3: Application d'un filtre MAP (Maximum A Posteriori) sur les images de coefficients d'ondelettes.

Etape4: Reconstruction de l'image traitée à l'aide des images de coefficients d'ondelettes filtrées.

4.4. Distribution Statistique des Coefficients d'Ondelettes (FDP)

L'histogramme normalisé ou, la fonction de densité de probabilité (FDP) nous renseigne sur la répartition des valeurs de radiométrie. Ainsi, dans une image originale, la FDP est en générale multimodale et difficile à modéliser. L'histogramme d'une sous-image de coefficients d'ondelettes est unimodale et très pointu. Celle ci possède une variance faible, moyenne nulle et un grand nombre de coefficients d'ondelettes de faible valeur, que l'on peut modéliser par une loi gaussienne généralisée de la manière suivante:

$$P_{GG}(x) = \alpha \cdot \exp(-|\delta \cdot x|^\beta)$$

Avec:
$$\alpha = \frac{\delta \cdot \beta}{2\Gamma\left(\frac{1}{\beta}\right)}, \delta = \frac{1}{\sigma} \sqrt{\frac{\Gamma\left(\frac{3}{\beta}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{\beta}\right)}}$$

Où σ représente l'écart-type de la FDP à modéliser, $\Gamma(\beta)$ est la fonction Gamma qui est égale à:

$$[\Gamma(\beta) = (\beta - 1)!]_{(\beta \in \mathbb{Z})}$$

4.5. Description de Filtres

Le filtre est basé sur le critère MAP (Maximum A Posteriori), les modèles de distribution des coefficients d'ondelettes (la scène) et de speckle sont:

- Distribution de la scène:

$$P(R) = \alpha \cdot \exp(-|\delta \cdot R|^\beta)$$

- Distribution du speckle:

$$P(I/R) = \left(\frac{L}{R}\right)^L \frac{1}{\Gamma(L)} I^{L-1} \exp\left(-\frac{L}{R}\right)$$

Le terme Maximum A Posteriori est alors égal à:

$$\frac{\partial}{\partial R} \text{Log}[P(R)] = -\beta \cdot \delta^\beta \cdot R^{\beta-1}$$

Le terme Maximum de Vraisemblance est égal à:

$$\frac{\partial}{\partial R} \text{Log}[P(I/R)] = L \cdot \left(\frac{I}{R^2} - \frac{1}{R}\right)$$

L'équation du filtre MAP est donnée par:

$$\frac{\partial}{\partial R} \text{Log}[P(I/R)] + \frac{\partial}{\partial R} \text{Log}[P(R)] = 0 \text{ pour } R = \hat{R}_{MAP}$$

$$\begin{cases} S_a \equiv \sigma \\ S_b \equiv 2\sigma \end{cases}$$

Ceci nous amène à l'expression générale du filtre Gauss-Généralisé-Gamma MAP qui est:

$$R^{\beta+1} + \frac{L}{\beta \cdot \delta^\beta} R - \frac{L}{\beta \cdot \delta^\beta} I = 0$$

Deux cas se présentent pour la résolution de l'équation générale du filtre:

• **1^{er} cas $\beta=1$:**

Dans ce cas la distribution des coefficients d'ondelettes s'approche au mieux à une loi Laplacienne. Dans ce cas le filtre, est dit **Laplace-Gamma MAP** et son équation devient:

$$R^2 + \frac{1}{\delta} R - \frac{L}{\delta} I = 0$$

Où $\delta = \frac{\sqrt{2}}{\sigma_I}$, I est l'intensité du pixel à traiter de

l'image de coefficients d'ondelettes, $E[I]$ et σ_I sont respectivement la moyenne et l'écart-type local dans l'image de coefficients d'ondelettes et L est le nombre de vues.

L'équation précédente du second degré admet une solution réelle comprise entre la moyenne $E[I]$ et l'observée I , qui est donnée par l'équation suivante:

$$\hat{R}_{LG_{MAP}} = -\frac{L}{2\delta} + \frac{1}{2} \sqrt{\left(\frac{L}{\delta}\right)^2 + 4\left(\frac{L \cdot I_c}{\delta}\right)}$$

• **2^{er} cas $\beta=2$:**

Dans ce cas la distribution des coefficients d'ondelettes s'approche au mieux à une loi Gaussienne. Dans ce cas le filtre, est dit **Gauss-Gamma MAP** et son équation devient:

$$R^3 + \frac{L}{2 \cdot \delta^2} R - \frac{L}{2 \cdot \delta^2} I = 0$$

C'est une équation de troisième degré, qui admet une solution réelle comprise entre la moyenne $E[I]$ et l'observée I , que l'on résoudra de façon itérative par la méthode de Newton.

Avec: $\delta = \frac{0.7071}{\sigma_I}$

L'application du filtre implique la détermination de deux seuils S_a et S_b .

Trois cas se présentent, dans le premier cas ($0 < \sigma_I \leq S_a$), on assigne la valeur moyenne de la fenêtre de traitement au pixel central, ce qui correspond à des faibles valeurs de l'écart-type, le second cas ($S_a < \sigma_I < S_b$), le filtre est opérationnel et dans le dernier cas ($\sigma_I \geq S_b$), on préserve la valeur du pixel à traiter car il présente une structure avec des forts diffuseurs. Le choix des valeurs des seuils s'effectue selon la relation suivante:

Où σ est l'écart-type de l'image de coefficients d'ondelettes.

L'expression du filtre, tenant compte des seuils, se réécrit de la manière suivante :

$$\begin{cases} 0 < \sigma_I \leq S_a & \hat{R}_{MAP} = \bar{I} \\ S_a < \sigma_I < S_b & \hat{R}_{MAP} \text{ Le Filtre est opérationnel} \\ \sigma_I \geq S_b & \hat{R}_{MAP} = I_c \end{cases}$$

5. Applications et résultats

Les nouveaux filtres que nous avons proposés, sont des filtres MAP, basés sur le filtrage des coefficients d'ondelettes. Ces filtres feront l'objet d'une étude comparative. Ces filtres ont été testés en utilisant des fenêtres de filtrage de taille 5x5. Le choix de la taille a été effectué suite à une étude sur les différentes tailles des fenêtres (3x3 à 9x9). Nous avons appliqué les différents filtres sur une image réelle ERS-1 en amplitude. Après un processus de filtrage, l'évaluation objective de la qualité de l'image est très délicate. Afin de comparer les performances des filtres, deux méthodes d'évaluation sont régulièrement utilisées:

La première est l'appréciation visuelle, qui consiste à vérifier la netteté de l'image, ainsi que la préservation des contours et des structures. Néanmoins, cette méthode reste insuffisante pour caractériser l'efficacité d'un filtre.

5.1. Nombre équivalent de vues

Ce paramètre est appelé nombre équivalent de vues (Equivalent Number of Looks, ENL). Il est calculé à partir du coefficient de variation C_I dans une zone homogène. Il permet par sa valeur de quantifier le taux de lissage des zones homogènes. Il est donné pour une image en amplitude par:

$$C_I = \frac{0.522}{\sqrt{ENL}} \Rightarrow ENL = \left(\frac{0.522}{C_A}\right)^2$$

Ce critère permet d'évaluer la qualité de la réduction du speckle. Plus cette valeur est grande, meilleure sera la réduction du speckle dans les zones homogènes de l'image.

5.2. Biais de filtrage

Ce paramètre permet d'évaluer le biais d'estimation de la radiométrie moyenne sur une large zone homogène introduite par le filtrage. Il est calculé par:

$$\text{Biais}(dB) = 10 \text{Log} \left(\frac{\mu_{IF}}{\mu_I} \right)$$

Où μ_I et μ_{IF} désignent respectivement les radiométries moyennes d'une zone homogène estimée respectivement dans l'image originale et dans l'image

filtrée. Afin d'estimer l'apport de notre méthode, nous avons calculé pour l'image traitée, l'ENL et le biais d'estimation dans une parcelle homogène encadrée sur l'image originale (figure.4) ainsi que pour les mêmes parcelles pour les images filtrées. Les valeurs de, l'ENL et le biais d'estimation sont représentées sur le tableau 1. Nous présentons quelques résultats d'implantation, de filtres Laplace-Gamma MAP, et Gauss-Gamma MAP associés à la transformée d'ondelettes sur les figures 3 ainsi que la tableau statistique comparatif des différents algorithmes développés dans le tableau 1.

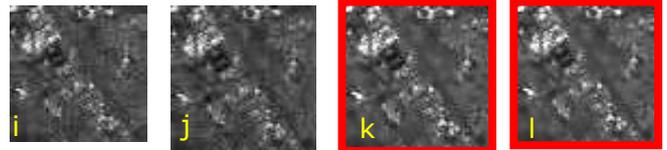
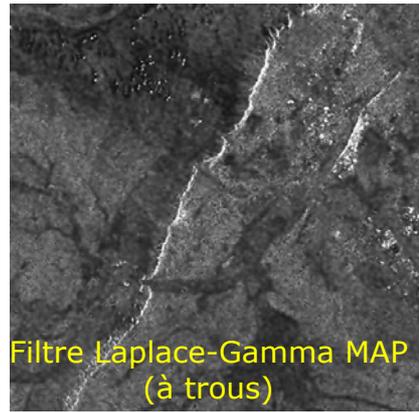
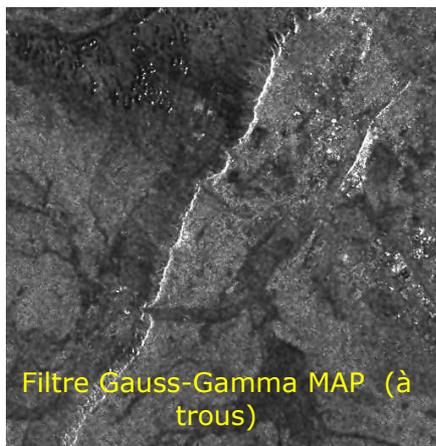
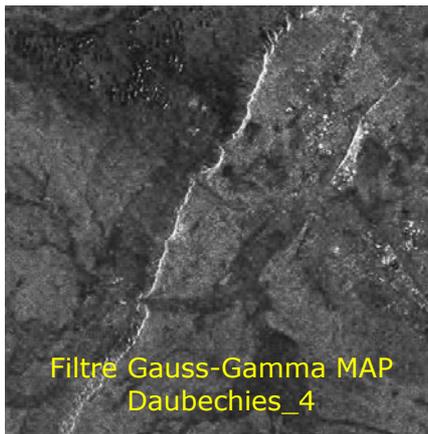


Figure 3: résultats des filtres a) image issue du filtre Gauss-Gamma MAP (ondelette de Haar), b) image issue du filtre Gauss-Gamma MAP (ondelette de Daubechis-4), c) image issue du filtre Gauss-Gamma MAP (Algorithme à trous) et d) image issue du filtre Laplace-Gamma MAP (Algorithme à trous)

Image	Moy.	CI	ENL	Biais(dB)
Originale	81.712	0.286	3.34	0
Lee	81.152	0.153	11.64	-0.068
Kuan	81.197	0.152	11.86	-0.063
Frost	80.908	0.166	9.97	-0.098
Gauss-Gamma MAP	81.901	0.160	10.6	0.023
Gamma-Gamma MAP	79.842	0.159	10.8	-0.232
Beta-Gamma MAP	80.958	0.157	10.8	-0.093
Modified Gamma-Gamma MAP	80.219	0.153	11.6	-0.184
Gauss-Gamma with				
Haar	81.967	0.218	5.75	0.0311
Daubechies4	81.262	0.227	5.29	-0.0551
Laplace-Gamma using the "a trous" algorithm	80.494	0.221	5.62	-0.1502
Gauss-Gamma using the "a trous" algorithm	81.346	0.216	5.86	-0.0449

Tableau 1: Valeurs de l'ENL et du biais d'estimation pour l'image originale et les images résultantes (filtrées) sur la zone de test.

6. Discussion et Conclusion

Le phénomène de speckle rend extrêmement difficile l'interprétation des images SAR. A cet effet, au cours de notre travail, nous avons d'abord décrit le phénomène de speckle.

Ensuite, nous avons exploité la transformée en ondelettes et l'analyse multirésolution qui nous permet de représenter l'image, plus particulièrement le speckle à différentes résolutions pour une méthode de filtrage, qui consiste à filtrer les coefficients d'ondelettes les plus affectées par le speckle. Le choix de l'algorithme de transformée en ondelettes et de l'analyse multirésolution est un problème qui nécessite toute notre attention. L'ondelette devra être la plus courte possible, afin de ne prendre en compte que les phénomènes locaux.

Nous avons pu vérifier que les meilleurs résultats que nous avons obtenus soient ceux utilisant l'algorithme à trous. Le speckle n'est pas un phénomène directionnel. Il semble donc qu'un algorithme non directionnel de transformée en ondelettes soit plus adapté dans ce cas.

7. Remerciements

L'auteur tient à remercier l'Agence Spatiale Européenne (ASE) pour la mise à disposition des données radar SAR du satellite ERS-1.

8. Références

- Arsenault, H. H., April, G., 1976**, Properties of speckle integrated with a finite aperture and logarithmically transformed. *Journal of Optical Society of America*, 66, pp.1160-1163.
- Arsenault, H. H., April, G., 1984**, Combined homomorphic and local statistics processing for restoration of image degraded by signal dependent noise. *Applied optics*, 23, 6, pp 845-850.
- Azimi-Sadjadi, M.R. & Bannour, S., 1991**, Two dimensional adaptive block Kalman filtering of SAR imagery. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 29, 5, pp. 742-753.
- Baraldi, A., Parmiggiani, F., 1976**, An alternative form of lee filter for speckle suppression in SAR images, *Graphical and Image Processing*, 57, pp.75-83.
- Boucher, J.M., & Hillion, A., 1991**, Filtrage des images radar SAR. *Statistiques et analyse des données*, 16, 2, pp.35-57.
- Bruquinel, J., 1996**, Contribution des données multitemporelles à l'amélioration radiométrique et à l'utilisation d'images radar à synthèse d'ouverture. *thèse de Doctorat de l'université Paul Sabatier*, Toulouse, France, 184 p.
- Cherifi, D., Smara, Y., 1999a**, Refined Adaptive Speckle Filtering For SAR images. *EARSeL99, Remote sensing in the 21 th century: economic and environmental applications*, Valladolid, Espagne, 31 Mai -2 Juin 1999.
- Crimins, T.R., 1985**, Geometric filter for speckle reduction., *optical Engineering*, 24, 10, pp.1438-1443.
- Curlander, J.C. & McDonough, R.N. 1991**, Synthetic aperture radar: systems and signal processing. *Wiley Series in Remote Sensing*, Wiley & Sons, New-York, 647 p.
- Daubechies, I., 1988**, Orthogonal bases of compactly supported wavelets. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 41, pp. 909-996.
- Dutilleux, P., 1987**, An implementation of the "Algorithme à trou" to compute the wavelet transform, *In actes du congrès ondelettes et méthodes temps - fréquence et espace des phases*, Marseille, 14-18 décembre 1987, pp.298-304.
- Frost, V. S., Stiles, J. A., Shanmugan, K.S., Holtzman, J.C., 1982**, A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, PAMI 4, 2, pp.157-165.
- Goodman, J. W., 1976**, Some fundamental properties of speckle. *Journal of optical society of america*, 66, 11, pp.1145-1149.
- Houam, L. & Smara, Y., 2002**, A Comparative study on SAR images speckle reduction in a wavelet transform framework. *22nd EARSeL Symposium on Remote Sensing, Prague*, Tchéquie, 4-6 Juin 2002.
- Kuan, D.T., Sawchuk, A.A., Strand, T.C., Chavel, P., 1985**, Adaptive noise smoothing filter for images with signal dependent noise. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 7, 2, pp 165-177.
- Kuan, D.T., Sawchuk, A.A., Strand, T.C., Chavel, P., 1987**, Adaptive restoration of images with speckle. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 35, 3, pp 373-383.
- Lee, J.S., 1980**, Digital Image enhancement and noise filtering by use of local statistics, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2, 2, pp. 165-168.
- Lee, J.S., 1981**, Speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar images, *optical Engineering*, 25, 5, pp. 636-643.
- Lee, J.S., Jurkevich, I., Dewaele, P., Wambacq, p., Oesterdimekl, A., 1994**, Speckle filtering of SAR images, a review, *Remote Sensing Reviews*, 8, pp 313-340.
- Li, F.K., Croft, C., Helf, D.H., 1983**, Comparison of several techniques to obtain multiple-look SAR imagery, *IEEE Transaction and Geoscience and remote sensing*, 21, 3, pp. 370-375.
- Lopes, A., Touzi, R., Nezry, E., 1990a**, Adaptive speckle filters and scene heterogeneity. *IEEE Transactions on geoscience and Remote sensing*, 28, 6, pp. 992-1000.
- Lopes, A., Nezry, E., Touzi, R., H.Laur, 1990b**, Maximum a posteriori speckle filtering and first order texture models in SAR images, *Proceeding of IGARSS'90*, Washington D.C.(USA), 3, pp. 2409-2412, 20-24 Mai 1990.
- Mallat, S.G., 1989**, A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 11, 7, pp. 674-693.
- Narendra, P.M. , 1981**, A separable median filter for image noise smoothing. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 3, 1, pp. 20-29.
- Nezry, E., 1992**, Restauration de la réflectivité radar pour l'utilisation conjointe des images radar et optiques en télédétection. *thèse de Doctorat de l'université Paul Sabatier*, Toulouse, France, 239 p.
- Nezry, E., Kohl, H.G., Groof, H. De, 1994**, restoration and enhancement of textural properties in SAR images using second order statistics. *Proceedings of european symposium on satellite remote sensing, SPIE*, Rome, pp.115-124.
- Quelle, H.C. & Boucher, J.M., 1990**, Combined use of parametric spectrum estimation and Frost algorithm for radar

speckle filtering. *Proceedings of IGARSS'90, Washington DC , USA, pp. 295-298*

Ranchin, T., 1993. Application de la Transformée en Ondelettes et de l'Analyse Multirésolution au Traitement des Images de Télédétection, *Thèse de Doctorat en Sciences, Université de Nice Sophia-Antipolis, Nice, France*, 110p.

Smara, Y., Belhadj-Aissa, A., Sansal, B., 1996, Speckle filtering of ERS-1 SAR images for multisource classification applied for semi-arid region of southern Algeria. *16ème Symposium de l'EARSel, Malte, 20-23 Mai 1996*.

Wu, Y., Maître, H., 1990, A speckle suppression method for SAR images using maximum homogeneous region filter., *IGARSS 1990, p.2413-2416*.