

Méthodes multiéchelles appliquées à l'analyse des images radar à ouverture synthétique

Multiscale Methods Applied to the Analysis of Synthetic Aperture Radar Images

par Albert BIJAOU, Yves BOBICHON, Yanling FANG et Frédéric RUÉ

Dpt CERGA UMR CNRS 6527
Boulevard de l'observatoire
B.P. 4229, 06304 Nice Cedex 4 - France

résumé et mots clés

Cet article propose une méthode de filtrage multiéchelle du bruit de speckle présent dans les images radar à ouverture synthétique. Ce filtrage est basé sur l'utilisation de l'algorithme à trous et s'inspire des méthodes multiéchelle d'extraction des structures significatives développées pour l'imagerie astronomique. Cependant, la nature multiplicative du bruit de speckle conduit à reconsidérer la méthode de seuillage dans l'espace des ondelettes et une première approche basée sur une transformation logarithmique de l'image est présentée. Une seconde approche, s'appuyant sur l'énergie du signal permet d'obtenir des images filtrées ayant une meilleure précision radiométrique. L'information fournie par les coefficients d'ondelettes significatifs est exploitée dans une analyse originale de l'image afin de mettre en évidence les variations temporelles des structures aux différentes échelles, et d'extraire les structures significatives aux petites échelles.

Analyse multiéchelle, Ondelette, Restauration d'images, Imagerie ROS, Speckle.

abstract and key words

In this paper, we propose a filtering multiscale method to remove the speckle noise in synthetic aperture radar (SAR) images. This filtering is based on the *à trous* algorithm. It is derived from the multiscale methods developed for astronomical images using the extraction of significant structures. Nevertheless, the multiplicative behaviour of the speckle implies the wavelet thresholding to be modified according to the speckle noise statistic properties. We start with a classical approach based on a logarithmic transform of the image. Then, another method based on the energy of the image is presented. It allows one to obtain a better radiometrical precision in the filtered image. An original analysis is presented that takes advantage of the information given by the significant wavelet coefficients obtained from the thresholding procedure. This analysis is used to show the temporal variations at different scales and to extract the structures at small scales.

Multiscale Analysis, Wavelet Transform, Image Restoration, SAR images, Speckle.

1. introduction

L'observation de la Terre depuis l'espace par radar à ouverture synthétique (ROS) a permis d'obtenir une vision globale par tout temps de la planète, grâce à la transparence des nuages aux micro-ondes. De nombreuses études systématiques des phénomènes

physiques à grande échelle ont pu ainsi être menées. Cependant ces images radar sont corrompues par un bruit qui est spécifique à une illumination cohérente, le bruit de speckle. Ce bruit résulte des interférences cohérentes de l'ensemble des ondes monochromatiques rétrodiffusées par la cible [6]. Si la longueur d'onde est grande devant le rayon d'autocorrélation des aspérités du sol, le nombre de diffuseurs responsable du speckle est élevé [5]. Le signal radar est un signal complexe gaussien circulaire, sa

phase est uniformément répartie et son module subit des variations aléatoires qui se traduisent au niveau de l'image par des fluctuations importantes de l'intensité. Sur la figure 1 une image brute ROS est représentée, mettant en évidence l'aspect granulaire caractéristique de ces images. La granularité de l'image porte une information qui peut être exploitée pour certaines mesures, en interférométrie du speckle notamment [21]. Cependant, on considère ici le speckle comme un bruit nuisant à l'analyse de l'image et devant être éliminer.

La nature multiplicative bien connue du speckle a nécessité l'élaboration de méthodes de filtrage spécifiques pour le réduire [14, 10]. Lee [16, 18] a développé une approche très générale basée sur une analyse locale [17]. Les méthodes statistiques s'appuyant sur le modèle de bruit multiplicatif ont contribué ces dernières années à l'élaboration de nombreuses techniques de filtrage comme le filtre du maximum *a posteriori* [19, 14], les filtres homomorphiques [7] ou le filtrage linéaire généralisé [10]. La morphologie mathématique a également permis la mise au point de méthodes de filtrage efficaces sur le speckle comme l'algorithme de Crimmins [4]. Cependant, les érosions et dilatations utilisées, conduisent dans certains cas à la suppression totale des structures linéaires de quelques pixels d'épaisseur comme les routes ou les rivières [24]. Les images multivues sont un moyen utilisé en pratique pour obtenir une réduction des fluctuations d'intensité [28]. Les pixels formant une image n -vues résultent de l'intégration des signaux provenant d'un nombre n de cellules de résolution indépendantes. Si la méthode est simple à mettre en œuvre son intérêt est limité car le gain en rapport signal/bruit s'accompagne d'une perte en résolution géométrique.

La méthode de filtrage présentée ici s'inspire de celle utilisée pour le filtrage des images astronomiques [2]. Cette méthode est basée sur une représentation multiéchelle de l'image. Nous avons choisi

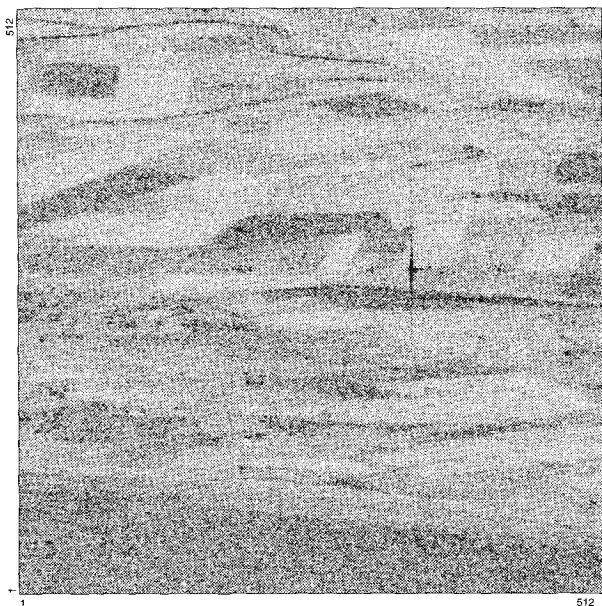


Figure 1. – Image ROS brute obtenue par le satellite ERS1.

l'algorithme à trous [12] comme mise en œuvre numérique de la transformée en ondelettes. Cette transformation en ondelettes est très redondante mais elle permet d'éviter les artéfacts liés au recouvrement spectral apparaissant lors du seuillage pour une analyse multirésolution classique. La spécificité du bruit de speckle nous a conduit à reconsidérer la majeure partie de la méthode mise en œuvre pour les images astronomiques.

Dans un premier temps nous présentons une approche classique pour le filtrage d'un bruit multiplicatif basée sur une transformation logarithmique de l'image. Cette transformation préalable permet de stabiliser la variance du bruit. Cependant, un biais radiométrique apparaît dans l'image filtrée. Ce biais est fonction du signal, donc difficile à estimer dans les régions peu homogènes. Cette constatation nous conduira à traiter non plus le logarithme mais l'énergie du signal image (le carré du module). Le bruit dans l'image en énergie restant multiplicatif, une nouvelle procédure d'extraction des structures significatives est présentée pour le filtrage d'une seule image, puis pour le filtrage multitemporel (filtrage de la co-addition de plusieurs images). Si le filtrage du speckle constitue une étape importante, voir indispensable dans l'exploitation des images ROS, il est considéré ici comme un prétraitement permettant d'aboutir à l'utilisation du modèle de vision [1]. L'application de ce modèle de vision aux images radar à ouverture synthétique permet la détection et la reconstruction individuelle des objets ainsi que leur mesure et leur classification. Le but du filtrage n'est donc pas uniquement d'obtenir une image sans speckle, mais aussi de définir, en appliquant le modèle de vision sur les données fournies par les coefficients d'ondelettes significatifs, les objets et leur structure hiérarchique. Nous présentons brièvement en conclusion des applications de ce modèle de vision sur les images ROS pour la comparaison d'images, la mise en évidence de variations temporelles et l'extraction des structures significatives aux petites échelles.

2. séparation signal et bruit par transformation logarithmique

2.1. statistique du speckle

Les techniques d'analyse d'images, et notamment l'analyse en ondelettes, s'appliquent en général sur des signaux ayant un bruit gaussien stationnaire indépendant du signal. Il apparaît donc nécessaire d'effectuer une séparation du signal et du bruit de façon à rendre les fluctuations d'intensité uniformes sur toute l'image et indépendantes du niveau moyen de la zone considérée. Pour cela il est naturel de faire appel à une transformation

logarithmique [11, 7]. La nature du bruit de speckle est ici du type complètement développé à contraste maximum, dans cette section nous présentons une étude statistique de ce type de speckle puis nous nous intéresserons ensuite à la statistique du bruit dans l'image après transformation logarithmique.

Les composantes réelle X et imaginaire Y résultent de la somme d'un grand nombre de variables aléatoires indépendantes, elles ont donc une distribution gaussienne. On montre [27] que X et Y sont indépendants, ce qui conduit à la probabilité conjointe $p(x, y)$:

$$p(X, Y) = p(X)p(Y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

On en déduit que la phase suit une loi uniforme sur $[0, 2\pi]$ alors que l'amplitude ρ est distribuée selon une loi de Rayleigh :

$$p(\rho) = \frac{\rho}{\sigma^2} e^{-\frac{\rho^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

Nous en déduisons :

$$Esp(\rho) = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \sigma \quad (3)$$

et :

$$Var(\rho) = \sigma_\rho^2 = \frac{4 - \pi}{2} \sigma^2 \quad (4)$$

On obtient ainsi :

$$\frac{\sigma(\rho)}{E(\rho)} = \sqrt{\frac{4 - \pi}{\pi}} = 0.5227 \quad (5)$$

Dans une région homogène d'une image ROS, les fluctuations d'amplitude représentées par l'écart type $\sigma(\rho)$ sont directement proportionnelles à la valeur moyenne $E(\rho)$ des pixels dans cette zone [11]. Le bruit qui affecte une image SAR est un bruit multiplicatif. Effectuons dans (2) le changement de variable $\ell = \log \rho$. On obtient :

$$p(\ell) = \frac{e^{2\ell}}{\sigma^2} e^{-\frac{e^{2\ell}}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

Nous désignerons cette loi par le terme *log-Rayleigh*. L'espérance et la variance de ℓ sont :

$$E(\ell) = 0.058 + \log(\sigma) \quad (7)$$

$$V(\ell) = \frac{\pi^2}{24} = 0.411 \quad (8)$$

La relation (7) montre que sur l'image en logarithme, la moyenne locale est représentative du coefficient de réflectivité σ du terrain. Mais les fluctuations d'intensité dans l'image en logarithme ont maintenant une distribution constante. Ceci nous permet de considérer avec une bonne approximation que la transformation logarithmique convertit le speckle un bruit quasi gaussien dont les fluctuations sont représentées par la valeur de l'écart type $\sigma(\ell) = 0.64$.

2.2. vérification expérimentale de la statistique du speckle

La méthode de filtrage utilisée nécessite une modélisation parfaite du bruit à traiter, nous nous proposons de vérifier sur des images ERS1 la validité du modèle théorique. Les composantes réelle et imaginaire correspondant à une zone homogène sont extraites des données brutes. Sur la figure 2 nous avons représenté l'histogramme normalisé de la partie réelle. La comparaison de la densité de probabilité ainsi obtenue avec une loi normale confirme l'hypothèse d'une distribution d'intensité gaussienne pour la partie réelle. L'étude menée sur la composante imaginaire conduit à la même conclusion. L'histogramme du module est comparé, après normalisation, à une distribution de Rayleigh (figure 3). Cette courbe confirme la loi de distribution donnée par (2) et l'estimation de la moyenne et de l'écart type nous permet de vérifier les relations (3) et (4). L'histogramme normalisé de l'image en logarithme ainsi que la loi de distribution théorique log-Rayleigh sont représentés sur la figure 4. Ce tracé permet de valider immédiatement le modèle de bruit donné par (6) ainsi que les estimations de la moyenne $E(\ell)$ et de l'écart type $\sigma(\ell)$. En renouvelant la démarche précédente sur une zone homogène de moyenne $E(\ell)$ différente, on obtient, quelle que soit la région isolée, un écart type identique $\sigma(\ell) = 0.64$ confirmant l'uniformité des fluctuations d'intensité ainsi que la décorrélation du signal et du bruit dans l'image en logarithme.

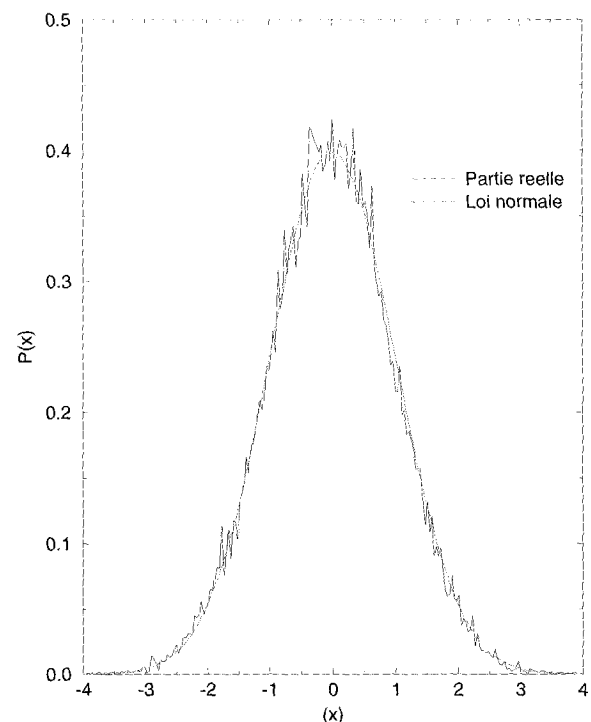


Figure 2. – Histogramme de la partie réelle comparé à une distribution gaussienne centrée.

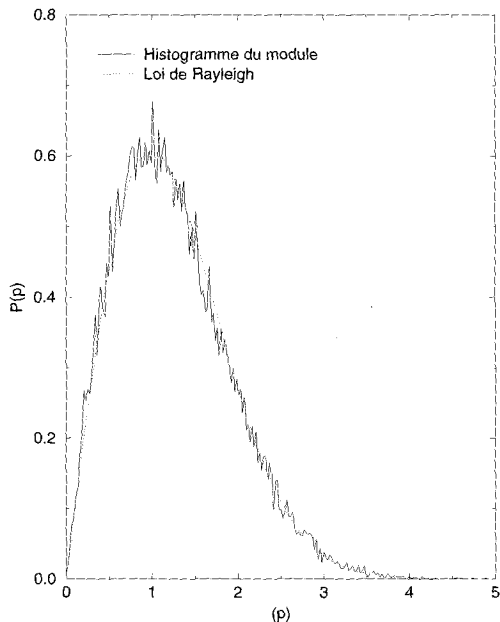


Figure 3. – Histogramme normé du module comparé avec la loi théorique de Rayleigh.

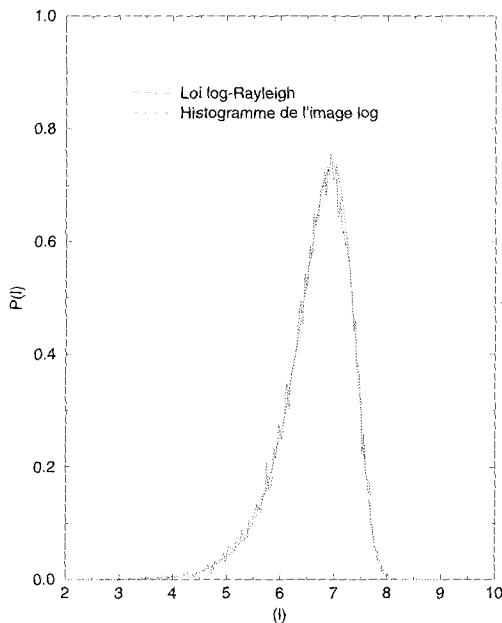


Figure 4. – Histogramme normalisé de l'image en logarithme comparé à la loi log-Rayleigh théoriquement de la même moyenne.

2.3. validité de l'estimation du signal

Nous traitons ici du problème de l'estimation à partir de l'image filtrée, de la réflectivité σ qui est caractéristique de la nature de la cible observée par le radar. Le calcul qui suit est destiné à montrer si cette estimation est optimale à partir de l'image filtrée obtenue après transformation logarithmique, et sinon, quelle est

la variance de cet estimateur. Nous effectuons une transformation logarithmique $\log(\rho)$ puis nous estimons le module moyen par la moyenne T de N pixels. En appliquant la transformation inverse e^T on obtient une estimation σ_e de la réflectivité. Nous avons pour la transformation logarithmique :

$$\sigma_e = e^{0.058 + \log \sigma} = 1.059\sigma \quad (9)$$

L'estimation est faiblement biaisée. Ce biais est constant et parfaitement connu, ce qui permet de le corriger si nécessaire. Ce calcul suppose que la réflectivité soit localement constante. Sinon, ses fluctuations vont aussi créer un biais, différent de celui induit par le bruit de speckle. Ce nouveau biais dépend de la distribution de la réflectivité du terrain et est donc très difficile à estimer. Pour une moyenne de N pixels, nous avons une variance :

$$V_N(T) = \frac{1}{N} V(T) \quad (10)$$

La variance sur l'estimation de σ à partir de la moyenne des logarithmes est

$$V_\ell(\sigma) = \frac{0.411\sigma^2}{N} \quad (11)$$

L'estimateur de variance minimum d'un paramètre d'une distribution donnée est obtenu par la dérivée logarithmique de cette loi de probabilité par rapport à ce paramètre (théorème de Rao-Cramer) [13]. Pour la loi de Rayleigh, on obtient comme estimateur optimal :

$$T_o = \rho^2 \quad (12)$$

La moyenne et la variance de cet estimateur optimal sont :

$$E(T_o) = 2\sigma^2 \quad (13)$$

$$V(T_o) = 4\sigma^4 \quad (14)$$

La variance sur la réflectivité σ avec cet estimateur est :

$$V_o(\sigma) = 0.25 \frac{\sigma^2}{N} \quad (15)$$

On ne peut pas trouver d'estimateur plus efficace. Nous obtenons ainsi :

$$V_\ell(\sigma) = 1.6V_o(\sigma) \quad (16)$$

L'estimation d'un signal suivant une loi de Rayleigh, effectuée après une transformation logarithmique n'est pas optimale, elle amplifie la variance par un facteur 1.6 par rapport à une estimation qui serait faite à partir du carré du signal. Néanmoins, cette méthode a l'avantage de transformer le signal radar en séparant le signal du bruit, permettant ainsi l'application des moyens conventionnels d'analyse utilisés pour les signaux entachés de bruit additif. Nous poursuivrons avec ce type de transformation logarithmique pour présenter la méthode de filtrage, tout en gardant à l'esprit que l'estimation de la réflectivité n'est pas optimale dans ce cas. Nous étudierons par la suite une méthode de filtrage sur l'énergie plutôt que sur le logarithme permettant de résoudre ce problème.

3. L'algorithme à trous

3.1. transformation en ondelettes discrète

L'approche que nous avons réalisée de la réduction du bruit de speckle est basée sur l'utilisation la transformation en ondelettes discrète. Le problème de la restauration des images à l'aide de la transformation en ondelettes a été examinée par de nombreux auteurs [3, 30]. Plusieurs applications ont été menées sur des images ROS [8, 23]. Généralement les méthodes sont basées sur l'analyse multirésolution [20]. Dans [2] nous avons analysé les différentes transformations discrètes et souligné l'importance de la propriété d'invariance par translation, ce qui nous avait conduit à choisir l'algorithme à trous. Nous avons poursuivi dans cette voie pour l'étude des images ROS.

3.2. principe de l'algorithme à trous

Cet algorithme a été développé par Holdschneider *et al.* [12] et Shensa [25] en a montré le lien avec la multirésolution. Dans [2], nous avons exposé de manière détaillée les fondements de l'algorithme. Nous allons simplement rappeler les éléments essentiels. On suppose que les données échantillonnées $\{c(0, k)\}$ sont les produits scalaires aux pixels k d'un signal $f(x)$ avec une fonction d'échelle $\phi(x)$ correspondant à un filtre passe-bas. On considère les coefficients :

$$c(i, k) = \langle f(x), \frac{1}{2^i} \phi\left(\frac{x-k}{2^i}\right) \rangle \quad (17)$$

Si $\phi(x)$ obéit à l'équation de dilatation [26] :

$$\frac{1}{2} \phi\left(\frac{x}{2}\right) = \sum_n h(n) \phi(x-n) \quad (18)$$

nous obtenons la récurrence :

$$c(i+1, k) = \sum_n h(n) c(i, k+n2^i) \quad (19)$$

L'approximation $c(i+1)$ est calculée à partir de l'approximation $c(i)$ par convolution avec le filtre h et un pas 2^i entre coefficients créant ainsi des trous dans le filtre d'où la dénomination de l'algorithme. Nous considérons maintenant une fonction ondelette ψ (filtre passe-haut) telle que :

$$\frac{1}{2} \psi\left(\frac{x}{2}\right) = \sum_n g(n) \phi(x-n) \quad (20)$$

Nous avons :

$$w(i+1, k) = \langle f(x), \frac{1}{2^{i+1}} \psi\left(\frac{x-k}{2^{i+1}}\right) \rangle \quad (21)$$

En utilisant la relation (20) nous obtenons la récurrence :

$$w(i+1, k) = \sum_n g(n) c(i, k+n2^i) \quad (22)$$

Pour définir complètement l'algorithme, nous devons choisir les filtres h et g . Pour la fonction d'échelle, nous utilisons l'interpolation B-spline cubique centrée [29]. C'est une fonction compacte, régulière jusqu'à l'ordre 2, symétrique et bien délimitée dans l'espace de Fourier. h correspond au filtre binomial d'ordre 4 :

$$h(0) = \frac{3}{8} \quad h(\pm 1) = \frac{1}{4} \quad h(\pm 2) = \frac{1}{16} \quad h(n) = 0 \text{ si } |n| > 2 \quad (23)$$

Pour le choix du filtre g , le plus simple consiste à effectuer la différence entre approximations successives :

$$\hat{g}(\nu) = 1 - \hat{h}(\nu) \quad (24)$$

L'algorithme de calcul se simplifie puisqu'il suffit de faire les différences entre les approximations successives de la pyramide de résolution pour obtenir les plans d'ondelettes. La reconstruction est également simplifiée puisqu'on peut reconstruire le signal en additionnant simplement les plans en ondelettes avec la dernière approximation.

L'algorithme à trous peut être très facilement étendu à deux dimensions. On considère une fonction d'échelle $\phi_2(x, y)$ telle que :

$$\frac{1}{4} \phi_2\left(\frac{x}{2}, \frac{y}{2}\right) = \sum_{n,m} h(n, m) \phi_2(x-n, y-m) \quad (25)$$

Les données initiales $c(0, k, l)$ sont les produits scalaires de la fonction image $f(x, y)$ avec la fonction d'échelle décalée :

$$c(0, k, l) = \langle f(x, y), \phi_2(x-n, y-m) \rangle \quad (26)$$

La suite des approximations successives de l'image est calculée par la récurrence :

$$c(i+1, k, l) = \sum_{n,m} h(n, m) c(i, k+n2^i, l+m2^i) \quad (27)$$

On choisit une fonction ondelette ψ_2 engendrée par la fonction d'échelle, soit :

$$\frac{1}{4} \psi_2\left(\frac{x}{2}, \frac{y}{2}\right) = \sum_{n,m} g(n, m) \phi_2(x-n, y-m) \quad (28)$$

La suite des images en ondelettes s'obtient par la récurrence :

$$w(i+1, k, l) = \sum_{n,m} g(n, m) c(i, k+n2^i, l+m2^i) \quad (29)$$

Dans la pratique, on choisit une fonction d'échelle à variables séparées :

$$\phi_2(x, y) = \phi(x) \phi(y) \quad (30)$$

Ceci permet d'obtenir la suite des approximations par convolution ligne par ligne et colonne par colonne. L'algorithme est très rapide et nécessite peu de mémoire. On utilise pour $\phi(x)$ l'interpolation B-spline cubique. On choisit également la fonction ondelette résultant de la différence entre deux approximations successives. L'algorithme est très similaire au cas unidimensionnel. Il est très intéressant de pouvoir réaliser une analyse aussi isotrope que possible. La fonction d'échelle doit être choisie en conséquence. La seule fonction isotrope et séparable est la gaussienne, mais elle ne satisfait pas l'équation de dilatation. En fait, il n'existe pas de fonction compacte isotrope satisfaisant l'équation de dilatation à deux dimensions. La fonction B-spline cubique est proche d'une gaussienne et en pratique, l'utilisation de cette fonction d'échelle conduit à une analyse quasi-isotrope, tout en restant compacte et régulière jusqu'à l'ordre 2 inclus.

4. filtrage homomorphique multiéchelle du speckle

4.1. distribution des coefficients d'ondelettes

Nous appliquons l'algorithme à trous sur une image ROS après transformation logarithmique. Cette décomposition en ondelettes consiste à former à partir de l'image originale une série d'images lissées par l'algorithme à trous. Les plans d'ondelettes sont ensuite obtenus par différence entre deux images lissées faisant ainsi apparaître les structures de l'image aux différentes échelles. Avant d'introduire la méthode de réduction du bruit de speckle par les coefficients d'ondelettes significatifs, nous allons examiner le comportement des coefficients dans le cas d'une uniformité locale de la réflectivité. Nous avons déterminé la loi du logarithme du signal reçu, dite loi log-Rayleigh. Il est aussi possible d'évaluer analytiquement le comportement du coefficient en ondelette dans le cas d'une réflectivité σ uniforme. Mais le calcul est délicat, même pour la première échelle. Il est préférable de procéder par simulation, en partant d'une image de bruit de Rayleigh :

1. Simulation d'une image contenant un bruit de Rayleigh de $\sigma = 1$;
2. Calcul du logarithme;
3. Transformée en ondelettes de l'image en logarithme;
4. Détermination de la distribution des coefficients échelle par échelle.

Si on pose $\lambda = \log \sigma$ dans 6, nous obtenons :

$$p(\ell) = e^{2[\ell-\lambda]} e^{-e^{2[\ell-\lambda]}} \quad (31)$$

Le changement de réflectivité conduit à une simple translation de la loi de distribution. Le coefficient en ondelettes est une moyenne locale :

$$w(r) = \sum_p \gamma(r,p) \ell(q) \quad (32)$$

où $q = (k', l')$ désigne un pixel, $r = (i, k, l)$ la position dans l'espace des ondelettes et $\gamma(r, q)$ le filtre associée à l'image en ondelettes à l'échelle correspondante. Par construction l'ondelette est à moyenne nulle, ce qui signifie que :

$$\sum_p \gamma(r, q) = 0 \quad \forall r \quad (33)$$

Si on enlève une constante à $\ell(q)$, la valeur de $w(r)$ n'est pas modifiée. Par conséquent si la réflectivité est constante dans le domaine compact où $\gamma(r, q) \neq 0$ le coefficient en ondelettes devrait être nul en l'absence du bruit. Du fait du bruit de speckle, il obéit à une loi indépendante de la valeur de σ . C'est ce résultat qui constitue la clé de la méthode proposée et qui justifie l'utilisation de la transformation logarithmique. En effet le bruit additif a un comportement variable d'une échelle à l'autre, mais sous l'hypothèse d'une constance locale de la réflectivité, ce comportement est parfaitement maîtrisable.

4.2. les structures significatives

Ayant ainsi pu déterminer pour chaque plan la distribution du coefficient $w(i, k, l)$ en raison du bruit, nous pouvons introduire un critère de signification statistique de ce coefficient. Pour cela nous utilisons la méthodologie classique de la théorie de la décision [9]. Soit \mathcal{H}_0 l'hypothèse qu'à l'échelle i l'image est localement constante. La loi de distribution de $w(i, k, l)$ est la loi $p_i(w)$ que nous avons estimé par simulation. Le rejet de l'hypothèse \mathcal{H}_0 dépend de la probabilité (pour un coefficient positif) :

$$P = \text{Prob}(W > w(i, k, l)) = \int_{w(i, k, l)}^{+\infty} p_i(W) dW \quad (34)$$

Si le coefficient est négatif on examine :

$$P = \text{Prob}(W < w(i, k, l)) = \int_{-\infty}^{w(i, k, l)} p_i(W) dW \quad (35)$$

On se fixe un niveau de décision statistique ϵ . Si $P > \epsilon$, l'hypothèse \mathcal{H}_0 n'est pas exclue, bien que non nulle, la valeur du coefficient peut être due au bruit. Par contre si $P < \epsilon$, on ne peut pas considérer à ce niveau de décision que la valeur du coefficient est due uniquement au bruit, l'hypothèse \mathcal{H}_0 doit être rejetée. On dit alors qu'on a détecté un coefficient significatif. En se basant sur les lois $p_i(w)$, on détermine pour chaque échelle les seuils correspondant au niveau d'incertitude ϵ choisi. La transformée en ondelettes de l'image à filtrer sera ensuite seuillée en tenant compte de ces valeurs.

4.3. algorithme de filtrage homomorphique multiéchelle

L'algorithme de filtrage à partir de l'image logarithmique est le suivant :

Détermination des seuils : On crée une image aléatoire représentant un bruit de Rayleigh de variance 1. On calcule le logarithme de cette image, puis on effectue la transformation en ondelettes. Plan par plan on détermine les histogrammes des images en ondelettes, à partir desquels sont évalués, en fonction de ϵ les seuils minimum et maximum qui seront utilisés ultérieurement dans l'algorithme de filtrage.

Filtrage : On détermine le logarithme de l'image et on calcule sa transformation en ondelettes. On seuille les plans en ondelettes en tenant compte des valeurs déterminées précédemment. L'image est reconstruite avec les valeurs seuillées, auxquelles on ajoute la dernière image lissée de la transformation (composante basse fréquence).

Itérations : La différence entre l'image originale et l'image reconstruite montre, après transformation en ondelettes, des structures résiduelles. On itère donc le processus en les rajoutant jusqu'à obtention d'une différence ne montrant plus aucune structure significative. En général, on se contente de 3 à 4 itérations.

Nous avons remarqué que l'application d'un seuillage brusque pouvait conduire à des artéfacts difficiles à réduire avec les itérations. Nous avons donc introduit un flou dans ce seuillage. On choisit deux seuils de signification statistique ϵ_1 et ϵ_2 , typiquement 10^{-3} et 10^{-4} . Soit s_1 et s_2 les seuils positifs correspondant pour le coefficient en ondelettes. Soit w le coefficient en ondelettes mesuré, on considère trois cas (s'il est positif) :

- $w \geq s_2$ on garde la valeur du coefficient;
- $w \leq s_1$ on ne garde pas cette valeur;
- $s_1 < w < s_2$ On garde la valeur en la multipliant par un poids p déterminé par une relation linéaire :

$$p = \frac{w - s_1}{s_2 - s_1} \quad (36)$$

On procède de manière similaire pour les valeurs négatives. Cette stratégie sera utilisée de manière systématique.

4.4. résultats

La figure 5 montre le résultat de ce filtrage appliqué sur l'image brute de la figure 1. Nous voyons que le bruit de speckle a disparu mais quelques éléments structuraux de petites dimensions n'ont pas été réduits par cet algorithme. Ils correspondent probablement à la présence de structures réelles sur le terrain. L'application de ce filtrage peut introduire, comme nous l'avons vu, un léger biais.

Ce biais atteint 5% dans une zone homogène et est d'autant plus important que la texture de l'image n'est pas homogène. Pour l'éviter et obtenir des données radiométriques significatives nous allons procéder autrement, en filtrant l'énergie (carré de l'image) plutôt que le logarithme.

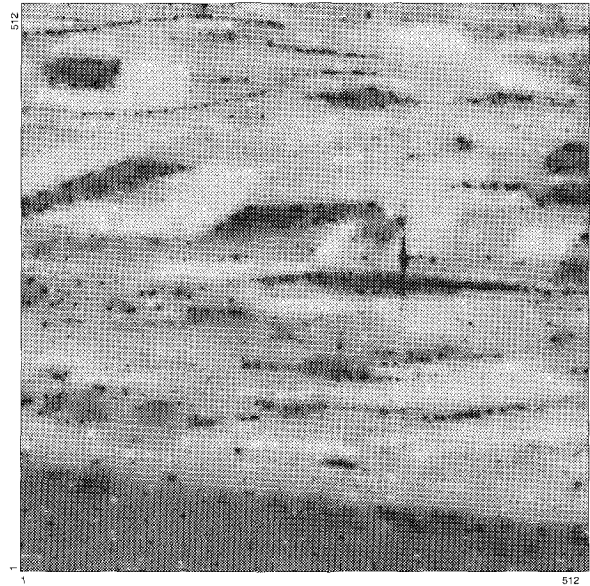


Figure 5. – L'image après application du filtrage homomorphique.

5. filtrage multiéchelle de l'énergie

5.1. transformation en énergie

Nous disposons d'une série de modules $\{\rho_i\}$ qui suivent une loi de Rayleigh de paramètre σ^2 nous pouvons estimer σ à partir de la moyenne des ρ_i , ou de leur logarithme, de leur carré, ou de tout autre transformation $T(\rho)$. Parmi toutes les transformations il en est une qui conduit à la variance la plus petite pour σ (théorème de Rao-Cramer). Dans le cas de la loi de Rayleigh, le minimum est atteint pour $T(\rho) = I = \rho^2$. Autrement dit, la grandeur physique à considérer n'est pas le module mais l'énergie. La variable I obéit à une loi de Laplace de paramètre $a = 2\sigma^2$:

$$p(I) = \frac{1}{a} e^{-\frac{I}{a}} \quad (37)$$

Si on veut éviter tout biais et être optimal par rapport au bruit il faut donc traiter le problème du filtrage adaptatif dans le cadre d'une loi de Laplace. La transformation logarithmique avait pour principal avantage de se ramener à un bruit additif. En prenant l'énergie, nous avons un problème de filtrage multiéchelle de variables de Laplace, problème plus délicat.

5.2. distribution des coefficients d'ondelettes

Le problème revient à déterminer la distribution d'une somme pondérée de variables laplaciennes. Considérons une distribution de Laplace de paramètre a :

$$p(x) = \frac{1}{a} e^{-\frac{x}{a}} \quad \text{si } x \geq 0 \quad \text{ou} \quad p(x) = 0 \quad \text{pour } x < 0 \quad (38)$$

Sa fonction caractéristique est :

$$\hat{p}(u) = \frac{1}{1 + 2\pi i a u} \quad (39)$$

La fonction caractéristique de la variable cx est :

$$\hat{p}(u) = \frac{1}{1 + 2\pi i c a u} \quad (40)$$

Dans le cas de la somme $X = \sum_k c_k x_k$ où toutes les variables x_k sont indépendantes et obéissent à des lois de Laplace, la fonction caractéristique $\hat{P}(u)$ de X est alors :

$$\hat{P}(u) = \prod_k \left(\frac{1}{1 + 2\pi i c_k a_k u} \right) \quad (41)$$

Si les produits $a_k c_k$ sont tous différents le produit peut se mettre sous la forme d'une somme :

$$\hat{P}(u) = \sum_k \frac{A_k}{1 + 2\pi i c_k a_k u} \quad (42)$$

On en déduit la loi de distribution de la somme X :

$$P(X) = \sum_k \frac{A_k}{a_k c_k} e^{-\frac{x}{a_k c_k}} + \sum_l \frac{A_l}{a_l c_l} e^{-\frac{x}{a_l c_l}} \quad (43)$$

où le premier terme correspond aux produits $a_k c_k$ positifs et permet de calculer la partie $x \geq 0$ alors que le second terme correspond aux produits négatifs et permet donc de calculer la distribution pour $x \leq 0$. On remarque donc que la distribution reste exponentielle. Elle est dominée à l'infini par les termes $a_k c_k$ et $a_l c_l$ les plus grands. Le coefficient en ondelettes de l'image en énergie suit donc une loi de ce type. c_l représente le filtre qui permet de calculer les coefficients à partir des données. $\frac{x}{a}$ obéit donc à une loi universelle. Si on détermine expérimentalement la distribution de X pour $a = 1$ il est facile de calculer cette loi pour une autre valeur de a . Le calcul peut être réalisé analytiquement, à condition d'avoir les valeurs des coefficients c_l et que tous ces coefficients soient différents. Or ce n'est pas le cas. Si deux coefficients sont égaux, on fait apparaître un terme quadratique dans le produit, ce qui introduit aussi dans la somme un terme au carré qui fausse la nature de la loi. Néanmoins, dans l'expression de $\hat{P}(u)$ on voit immédiatement que cette loi ne dépend que du

produit au quels que soient les coefficients c_k : la loi de $\frac{x}{a}$ est donc invariante. Par conséquent la loi de distribution des coefficients d'ondelettes de l'image en énergie est de la forme :

$$p(X, a) = \frac{1}{a} P\left(\frac{X}{a}\right) \quad (44)$$

5.3. détermination pratique des seuils

Compte tenu de l'expression (44) le rapport d'une image de sommes pondérées de variables X_i avec celle des paramètres a_i donne une image de variables x_i obéissant à une même loi $P(x)$. Il est facile de déterminer les seuils x_{min} et x_{max} permettant de décider que la valeur x ne peut provenir de la fluctuation due à la distribution $P(x)$. Comme pour le filtrage homomorphique les seuils dépendent du niveau de décision statistique ϵ choisi *a priori*. En ne conservant que les valeurs au dessus (pour un coefficient positif), ou au dessous des seuils (pour un coefficient négatif), on construit une image formée uniquement par les structures significatives. Nous avons vu que l'on pouvait déterminer analytiquement la distribution des coefficients en ondelettes d'une image dans le cas d'un bruit de Laplace. Ce calcul est compliqué, et peut être remplacé par une méthode numérique. La procédure est identique à celle présentée précédemment pour le filtrage homomorphique, seule la première étape permettant de former l'image de bruit est modifiée.

1. On crée une image formée de valeurs aléatoires réparties selon une loi de Laplace de paramètre 1. Pour cela il suffit de tirer une série de valeurs x de distribution uniforme entre 0 et 1 et de faire $y = -\log x$;
2. Transformation en ondelettes de cette image de bruit avec l'algorithme à trous;
3. Détermination des histogrammes pour chaque plan;
4. Calcule des seuils $w(i)_{min}$ et $w(i)_{max}$ permettant de rejeter l'hypothèse d'un coefficient $w(i)$ statistiquement différent de 0 et correspondant à un coefficient de diffusion localement égal à 1.

5.4. principe de la méthode de filtrage

La méthode de filtrage construite sur l'image en énergie est la suivante :

1. Calcul de l'image en énergie;
2. Transformation en ondelettes par l'algorithme à trous;
3. Réduction des images en ondelettes en divisant par la dernière image lissée, servant de référence pour l'estimation de l'espérance;
4. A partir des seuils déterminés précédemment sur l'image de bruit, on ne garde que les coefficients considérés comme significatifs;
5. Reconstruction de l'image à partir des coefficients seuillés.

5.5. algorithme final

Nous remarquons que la loi de probabilité du coefficient en ondelettes dépend du paramètre de la loi de Laplace, c'est-à-dire de la réflectivité locale. C'est pourquoi nous avons utilisé l'image lissée à la dernière échelle comme estimation en tout point de ce paramètre. Mais ceci n'est qu'une approximation, les seuils dépendent de manière sensible de la valeur estimée de cette réflectivité locale. Après un premier lissage du speckle, on doit revenir sur les coefficients, en recalculant les seuils dérivant de cette nouvelle approximation. En principe on doit itérer jusqu'à convergence. En raison de la redondance, la reconstruction à partir des structures significatives conduit à une image qui ne redonne pas, après une nouvelle transformation en ondelettes, les valeurs des coefficients significatifs. Ceci implique un autre processus itératif. Dans le cas gaussien [22] on effectue la différence entre l'image originale et l'image reconstruite, et on examine s'il existe de nouveaux coefficients significatifs. Et ainsi de suite jusqu'à convergence. Pour un bruit de Laplace nous avons vu que le rapport entre l'image originale et le résultat du filtrage à une iteration donnée suit une loi de Laplace de paramètre unité. Si le filtrage est correct, en d'autres termes, si l'estimation de la moyenne locale est bonne, ce rapport ne doit plus montrer de structures significatives et les coefficients en ondelettes doivent être compatibles avec un bruit de Laplace de paramètre unité. Sinon, on itère en prenant comme image de référence le résultat de l'image filtrée à l'iteration précédente. La nouvelle référence est obtenue par multiplication du rapport significatif avec l'image de référence précédente. Les iterations sont stoppées lorsque la procédure de seuillage ne permet plus d'extraire de coefficients significatifs du rapport entre l'image d'origine et l'image de référence. En résumé l'algorithme de filtrage de l'image en énergie est le suivant :

1. Calcul de l'image en énergie;
2. Calcul de l'image lissée à la dernière échelle servant de première image de référence;
3. Rapport entre l'image brute et l'image de référence;
4. Transformation en ondelettes du rapport;
5. Seuillage des coefficients significatifs du rapport;
6. Reconstruction du rapport significatif à partir des coefficients seuillés;
7. Multiplication par l'image de référence initiale;
8. Retour au point 3 en prenant l'image restaurée comme nouvelle référence.

La convergence est très rapide. La solution est stabilisée en 3-4 itérations. La figure 6 montre le résultat de l'image filtrée par cette procédure. Le bruit de speckle a disparu, quelques éléments structuraux de petites dimensions, non réductibles par cet algorithme, subsistent. Ils correspondent le plus souvent à la présence de structures réelles sur le terrain.

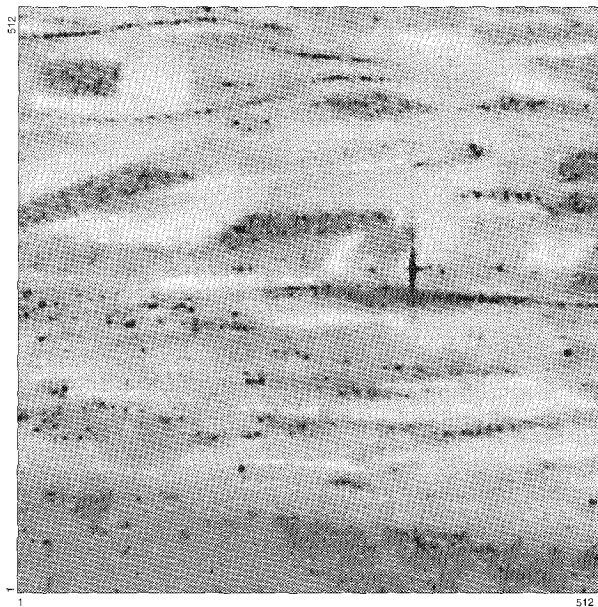


Figure 6. – L'image après application du filtrage multiéchelle sur l'énergie.

5.6. analyse du résidu

Pour examiner le résidu, nous nous sommes intéressé au rapport $r(i, j)$ entre les images en énergie brute et filtrée. La transformée en ondelettes aux différentes échelles ne doit pas montrer de structures significatives, donc les distributions des coefficients en ondelettes de ce rapport doivent être similaire à celles d'une image de bruit de Laplace à la même échelle. Sur la figure 7, nous avons tracé les histogrammes des coefficients en ondelettes du rapport et d'une image de bruit. On constate que l'histogramme du rapport reste bien confiné dans la zone comprise entre les seuils significatifs, mais les histogrammes sont un peu différents, surtout à grande échelle. Ces différences montrent que le filtrage n'est pas parfait, mais nous ne pouvons pas par cette approche obtenir un rapport qui serait à toutes les échelles similaire à un bruit. D'autres contraintes sont nécessaires.

Nous avons remarqué que les images possèdent des structures ponctuelles ou quasi ponctuelles de très grande signification statistique, irréductibles avec des seuils raisonnables. Nous avons retrouvé ces structures dans l'analyse multi temporelle. Ceci indique qu'il ne s'agit pas de bruit et que ces structures n'ont pas à être éliminées dans le filtrage, même si elles confèrent à l'image un aspect qui peut être visuellement désagréable. Les résultats obtenus montrent parfois une atténuation exagérée des contours. Cela pose quelques problèmes pour la détection des routes et des autres structures quasi linéaires. Cependant le point fort de l'algorithme basé sur la transformation en ondelettes consiste dans la reconstruction d'une image formée de structures à différentes échelles auxquelles on peut attribuer un niveau de signification statistique. Cet aspect sera exploité ultérieurement dans l'analyse proprement dite.

Méthodes multiéchelles appliquées à l'analyse des images radar

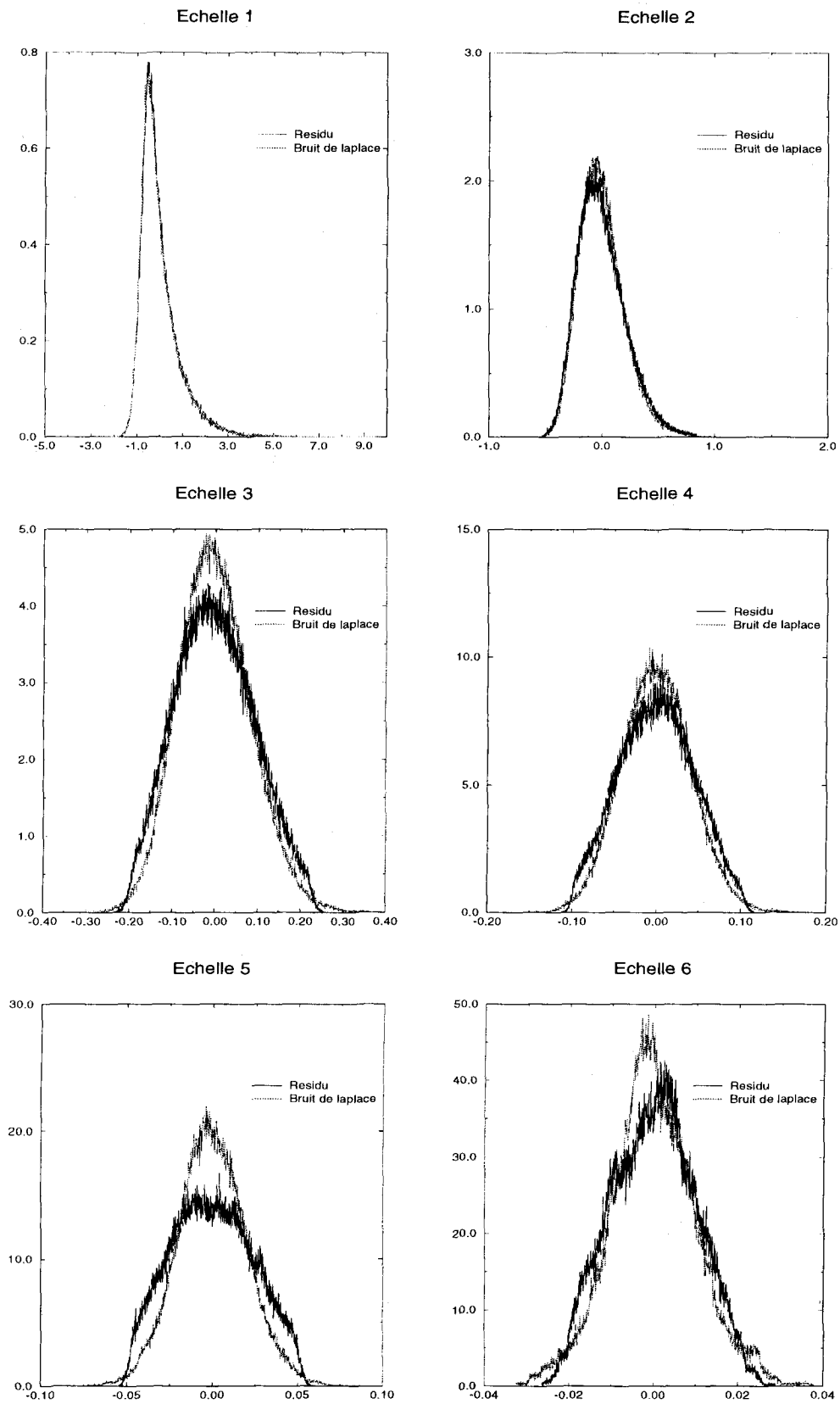


Figure 7. – Histogramme des coefficients en ondelettes du rapport des images brute et filtrée comparé à celui de la transformée d'un bruit de Laplace à la même échelle. On a représenté successivement les histogrammes observés et théoriques de la première à la sixième échelle.

5.7. filtrage d'une somme d'images

Sept images de la même zone nous avaient été fournies. Elles avaient été mises en correspondance géométrique par une procédure spécifique. Nous avons constaté dans les zones très accidentées des écarts significatifs, mais globalement la correspondance a été suffisamment bonne pour examiner le problème du filtrage de la somme des images. Un des premiers intérêts de l'analyse multi-temporelle réside dans la réduction du bruit de speckle par simple sommation. Considérons en effet un ensemble de n variables de Laplace de même paramètre a . Si X désigne la somme de ces variables, X obéit à une loi gamma de paramètre n [14] :

$$X = \sum_k x_k$$

où la loi des x_k est $\frac{1}{a} e^{-\frac{x}{a}}$. La fonction caractéristique est :

$$\hat{P}_n(u) = \frac{1}{(1 + 2\pi i a u)^n} \quad (45)$$

On remarque que :

$$\hat{P}_n(u) = -\frac{2\pi i a}{n-1} P'_{n-1}(u) \quad (46)$$

Ce qui permet par récurrence d'obtenir :

$$P_n(X) = \frac{1}{a^n} \frac{X^{n-1}}{(n-1)!} e^{-\frac{X}{a}} \quad (47)$$

La moyenne est na et la variance na^2 . Le rapport signal/bruit dans l'image augmente au fur et à mesure qu'on additionne les images. Ce qu'on constate aisément sur la figure 8. Néanmoins,

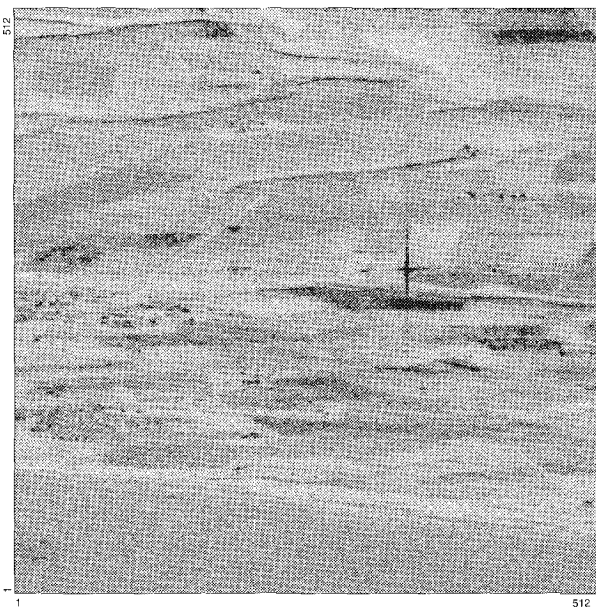


Figure 8. – La somme de 7 images brutes.

une fluctuation importante subsiste, car pour obtenir un rapport signal/bruit de 10, ce qui est un minimum pour voir disparaître visuellement le bruit de speckle, il faut 100 images.

Pour la somme de n images en énergie nous avons une loi de bruit qui possède la même propriété que la loi de Laplace de ne dépendre que d'un paramètre d'une manière affine. La loi des coefficients en ondelettes a aussi cette propriété, ce qui conduit à étendre la procédure mise en œuvre pour la détermination des seuils, en calculant préalablement une image aléatoire correspondant à l'addition de n images de variables laplaciennes de paramètre $a = 1$. On utilise ensuite l'algorithme proposé pour le filtrage d'une seule image sur l'énergie, mais en utilisant les nouveaux seuils calculés sur l'image de bruit précédemment simulée. La figure 9 montre les résultats obtenus avec l'addition des 7 images sur une zone 512×512 . Les résultats dépendent bien sûr des seuils utilisés. Pour éviter d'introduire trop d'artéfacts, ϵ doit être au maximum de 10^{-3} pour les petites échelles. Mais lorsqu'on diminue trop ce seuil on supprime des structures parfaitement identifiables visuellement.

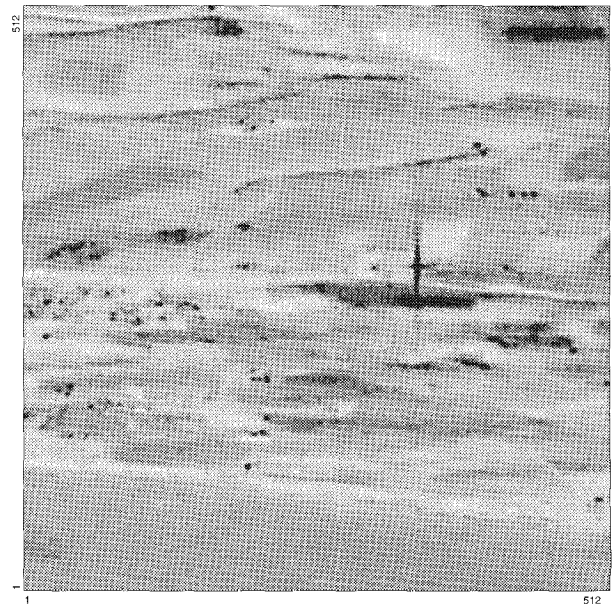


Figure 9. – L'image de la somme après application du filtrage multiéchelle sur l'énergie.

6. analyse multiéchelle des images

6.1. différences entre images

Pour comparer les images par la transformation en ondelettes nous avons examiné la différence entre la valeur du pixel pour une image et celle pour l'ensemble des images. Si les images

sont proportionnelles, on ne devrait pas détecter de structures significatives : la transformation en ondelettes de la différence ne doit pas avoir de coefficients significatifs. Dans ces conditions on doit procéder sur les transformées en ondelettes des images après filtrage, le bruit de speckle brouillant la corrélation. Ceci nous amène à la procédure suivante :

Filtrage des images : On filtre les images individuellement et on filtre aussi leur somme;

Transformation en ondelettes : On détermine les transformées en ondelettes échelle par échelle à la fois des images individuelles filtrées, mais aussi de leur somme;

Coefficient de régression : On détermine le coefficient de régression entre les transformées de chaque image et de la somme à chaque échelle;

Détermination des différences : Pour chaque image et à chaque échelle on détermine les différences entre la transformée en ondelettes filtrée et celle qui provient de la somme filtrée, en tenant compte du coefficient de régression précédemment déterminé;

Seuillage des différences : Ces différences sont seuillées en tenant compte de la statistique des coefficients en ondelettes pour une loi de Laplace. Pour cela on divise les coefficients en ondelettes avec la somme filtrée, en tenant compte du coefficient de régression.

Cartographie des différences : A ce stade on possède des cartes seuillées, échelle par échelle, pour chacune des images, on peut les visualiser une par une ou globalement en fabriquant une image de synthèse qui tient compte de toute l'information. On attribue à chaque valeur seuillée une valeur 1, 2, 4, 8, 16 et 32 pour une transformation en ondelettes sur 6 plans et pour des coefficients statistiquement positifs. On peut aussi visualiser simultanément les valeurs négatives mais l'image obtenue est peu lisible;

Coefficient de corrélation : Pour finir on détermine le coefficient de corrélation à chaque échelle entre les images en ondelettes seuillées entre elles et avec la transformée de la somme à cette échelle.

Sur la figure 10 on a porté les différences significatives obtenues entre une image et l'image sommée pour les plans 2 à 6. Pour le premier plan aucune différence significative n'a pu être mise en évidence. Cela ne signifie pas qu'il n'y en ait pas, mais que le bruit de speckle est trop important pour les mettre en évidence. On constate des différences significatives importantes aux grandes échelles. Ces différences sont systématiquement orientées perpendiculairement au défilement, ce qui suggère une origine liée à la méthode d'observation, plutôt qu'à une variation réelle des structures. Sur la figure 10 on a aussi tracé l'image de synthèse montrant les variations aux différentes échelles. Les zones blanches ne correspondent pas nécessairement à des zones stables, car seuls les coefficients significatifs positifs sont tracés.

6.2. corrélation entre les images

Dans le tableau 1 nous avons porté pour chacun des plans d'ondelettes de deux images, les valeurs du coefficient de corrélation avec la somme filtrée des 7 images à la même échelle. Le tableau 2 donne les coefficients de régression orthogonale. Sur le tableau 3 nous avons porté les valeurs des coefficients de corrélation et de régression orthogonale entre les deux images après seuillage des différences. On constate que :

- La corrélation entre les images et la somme est assez forte (0.82 et 0.67);
- Cette corrélation est beaucoup plus faible à petite échelle, mais plus forte à grande échelle. Ceci montre, de manière indubitable que les variations brutes sont plus fortes à petite échelle, mais ces variations sont liées essentiellement au bruit de speckle. Il est par conséquent, beaucoup plus intéressant de comparer les structures significatives;
- Les coefficients de régression linéaire dépendent de l'échelle. C'est pour l'image de plus faible corrélation que nous avons la plus faible pente de régression. Ces différences peuvent être dues à des erreurs de correction géométrique;
- La corrélation entre les images est faible (0.4), mais le coefficient de régression est aussi faible (0.32), cela est beaucoup plus étonnant;
- La corrélation entre les plans en ondelettes seuillés nous réserve une surprise. A petite échelle la corrélation est très faible, puis elle devient de plus en plus forte. Ce qui surprend c'est l'anticorrélation, en fait pour les grandes échelles si le coefficient d'ondelettes de la différence est significativement positif pour une image, il sera significativement négatif pour l'autre avec une chance de l'ordre de 50%. Compte-tenu

Tableau 1. – Valeurs du coefficient de corrélation pour deux images avec l'image sommée.

	image	plan 1	plan 2	plan 3	plan 4
image 1	0.82	0.46	0.81	0.88	0.90
image 2	0.67	0.50	0.83	0.84	0.74

Tableau 2. – Valeurs du coefficient de régression pour deux images avec l'image sommée.

	image	plan 1	plan 2	plan 3	plan 4
image 1	0.17	0.06	0.13	0.17	0.20
image 2	0.11	0.05	0.11	0.13	0.12

Tableau 3. – Valeurs des coefficients de corrélation et de régression entre les différences seuillées des deux images.

	image	plan 2	plan 3	plan 4	plan 5	plan 6
Corrélation	0.40	-0.05	-0.17	-0.31	-0.40	-0.51
Régression	0.32	-0.06	-0.22	-0.36	-0.43	-0.54

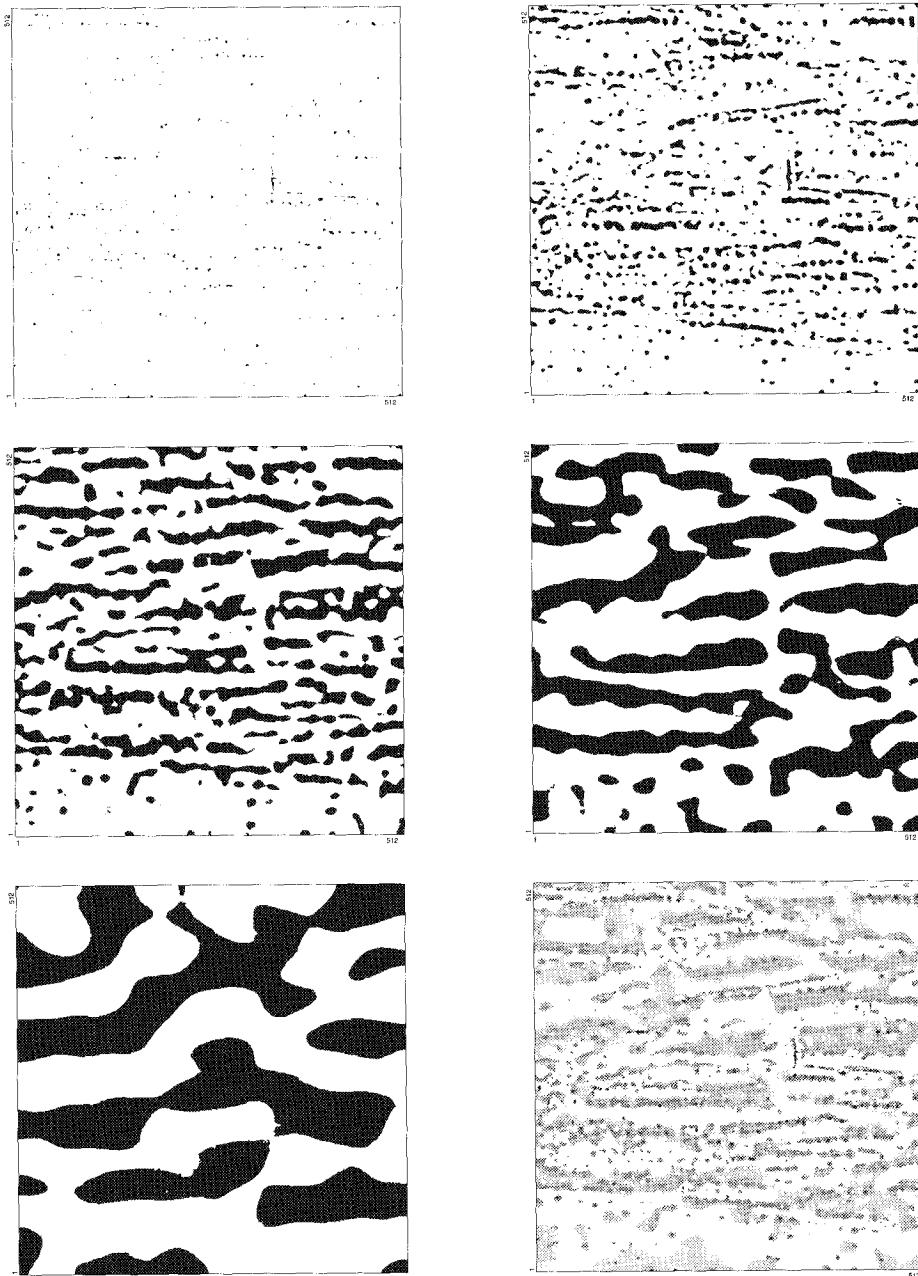


Figure 10. – Différences significatives positives du second au sixième plan d'ondelettes. La dernière image en bas à droite, représente la synthèse de ces plans. Seuls les coefficients positifs sont représentés.

de l'aspect des images, ceci pourrait signifier que les poses considérées correspondent à des parallaxes différentes.

6.3. vision multiéchelle

Pour les images ROS, nous avons vu que l'on pouvait aisément extraire des images filtrées, les structures régulières à grande échelle pour lesquelles les contours sont parfaitement définis (parcelles par exemple) à l'aide d'outils dérivant de la morphologie

mathématique en niveaux de gris. Le modèle de vision [1] va être utile ici pour la détection des objets aux petites échelles dont les contours sont rendus très irréguliers par des petites structures parfaitement significatives. Les procédures de seuillage présentées ici permettent de définir l'ensemble des coefficients d'ondelettes significatifs en tenant compte de la statistique particulière du speckle. Introduits dans la procédure de segmentation et d'identification du modèle de vision, ces coefficients significatifs seront regroupés en domaines connexes, permettant ainsi de définir la structure multiéchelle des objets. Des algorithmes de restauration permet-

tent la reconstruction individuelle des objets ainsi identifié à partir de l'ensemble 3D de coefficients en ondelettes. On peut alors effectuer des mesures et classer les objets. Dans nos applications du modèle de vision au image ROS, nous avons utilisé quatre échelles, ce qui est bien adapté à l'extraction des petites structures. On pourrait aller plus loin avec six échelles ou plus. Mais comme nous l'avons vu, les grandes structures comme le parcellaire étant bien contrastées, une vision basée sur la détection des bords est alors plus adéquate.

Sur la figure 11 on a représenté l'image obtenue avec l'ensemble des images des objets identifiés dans une petite zone de 512×512 pixels. Environ 400 objets ont été obtenus. Il s'agit de petites structures, souvent linéaires que l'on peut associer alors aux routes ou aux lignes de crête. Sur la figure 12 on a visualisé l'image d'un objet particulier correspondant à un bord de côte.

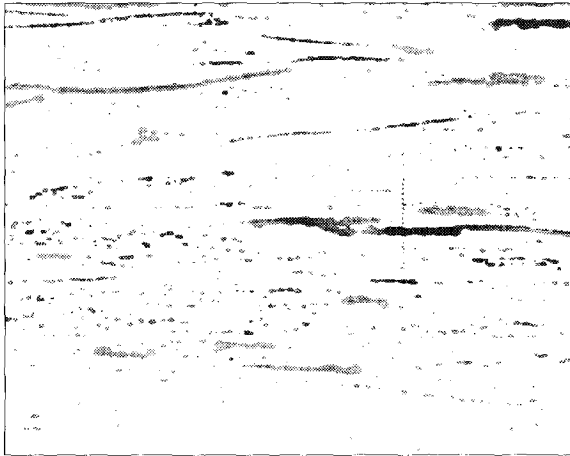


Figure 11. – Image de la zone traitée après identification et reconstruction de l'ensemble des objets aux quatre premières échelles.



Figure 12. – Image d'un objet situé sur le bord de côté.

Ce modèle de vision multiéchelle permet d'identifier dans une image non seulement les objets ponctuels mais aussi et surtout des structures beaucoup plus complexes. Il permet de s'affranchir du calcul d'un fond local et, pour chaque objet de l'image, de disposer, grâce à l'algorithme de reconstruction itératif, d'une image assez fidèle, ce qui permet d'améliorer les opérations de mesure et de classification. Enfin, un objet peut être représenté par un ensemble de coefficients dans l'espace de la transformée en ondelettes; il n'est alors plus nécessaire de disposer de toute l'information pour décrire l'image. Ce modèle permet l'extraction de toutes les structures de petites dimensions, difficiles à mettre en évidence et à mesurer avec d'autres modèles de vision.

7. conclusion

L'application du modèle de vision sur les images ROS montre une utilisation originale de l'information fournie par la méthode de filtrage du speckle présentée ici. Ce filtrage, basé sur l'extraction des structures significatives dans un espace multiéchelle utilise une approche spécifique de la transformation en ondelettes, l'algorithme à trous. Cette transformation redondante évite les effets de recouvrement spectral qui conduisent, avec les algorithmes multirésolution classiques, à des artefacts importants. Nous avons envisagé dans un premier temps une méthode de filtrage utilisant une transformation logarithmique de l'image de façon à convertir le bruit de speckle multiplicatif en bruit additif de variance constante. Cependant nous avons montré que ce type de transformation introduisait un biais radiométrique nuisant à l'estimation de la réflectivité. C'est pour réduire ce biais que nous avons proposé une deuxième approche basée sur le filtrage de l'image en énergie. L'algorithme itératif présenté permet de s'affranchir de la nature multiplicative du bruit et nous a permis de traiter le cas du filtrage de la co-addition de plusieurs images. Enfin, l'information fournie par les coefficients significatifs issus du seuillage nous a permis de mettre en évidence les variations temporelles aux différentes échelles entre les images et d'extraire les structures aux petites échelles.

Remerciements

Ce travail a été réalisé dans le cadre du contrat 833/CNES/93/0781/00 entre le CNES et l'OCA. Les auteurs remercient Madame E. Cubero-Castan du CNES et Monsieur A. Lopès du CESBIO pour leurs nombreuses suggestions et leurs remarques.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] A. Bijaoui et F. Rué. A multiscale vision model adapted to the astronomical images. *Signal Proc.* v.46 n.3 pp. 345-362 1995.
- [2] A. Bijaoui, J.L. Starck et F. Murtagh. Restauration des images multiéchelles par l'algorithme à trous. *Traitement du Signal* v.11 n3 pp. 229-243 1994.
- [3] F. Cauneau et T. Ranchin. Speckle removal in SAR images using the wavelet transform. *Remote sensing for monitoring the changing environment of Europe* ed Winkler pp. 97-104, 1993.
- [4] T.R. Crimmins. Geometric filter for speckle reduction. *Appl. Opt.* 24 pp.1438-1443, 1985.
- [5] J.C. Dainty. Laser speckle and related phenomena. In *Topics in Applied Physics*, volume 9. ed. Springer-Verlag, Berlin, 1975.
- [6] C. Elachi. *Spaceborne Radar Remote Sensing : Applications and Techniques*. IEEE Press, 1988.
- [7] G. Franceschetti, V. Pascazio et G. Schirinzi. Iterative homomorphic technique for speckle reduction in synthetic aperture radar imaging. *J.O.S.A. A* 12 pp.686-694 1995.
- [8] H. Guo, J.E. Odegard, M. Lang, R.A. Gopinath, I. Selesnick, et C.S. Burrus. Speckle reduction via wavelet shrinkage with application to SAR based

Méthodes multiéchelles appliquées à l'analyse des images radar

- ATD/R. In *SPIE Math. Imaging : Wavelet Applications in Signal And Image Processing*, pages 333–344, San Diego, CA, July 1994. volume 2303.
- [9] W.W. Harman. *Principles of the Statistical Theory of Communication*, chapter 11, p. 217. Mac-Graw Hill, New York, 1963.
- [10] A. Hillion et J.M. Boucher. Filtrage des images radar (SAR). *Statistiques et analyse des données*, 2 :35–57, 1991.
- [11] D.H. Hoekman. Speckle ensemble statistics of logarithmically scaled data. *IEEE transaction on geoscience and remote sensing*, 29 pp. 180–184, 1991.
- [12] M. Holdschneider, R. Kronland-Martinet, J. Morlet, et Ph. Tchamitchian. A real time algorithm for signal analysis with the help of the wavelet transform. In *wavelets*, pages 286–297. ed. J.M. Combes et al. Springer-Verlag Berlin, 1989.
- [13] M. Kendall et A. Stuart. *The advanced theory of statistics*, volume 2. Griffin, 1992.
- [14] D.T. Kuan, A.A. Sawchuk, T.C. Strand and P. Chavel. Adaptive restoration of images with speckle. *IEEE Trans. A.S.S.P.* 35 pp.373–383, 1987.
- [15] P. Lascaux et R. Théodor. *Analyse numérique matricielle appliquée à l'art de l'ingénieur*, volume 2. Masson, 1994.
- [16] J.S. Lee. Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images. *C.G.I.P.* 17 pp.24–32 1981.
- [17] J.S. Lee. Digital image smoothing and the sigma filter. *C.V.G.I.P.* 24 pp. 255–269 1983.
- [18] J.S. Lee. Speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar images. *Proc. SPIE* 556 p. 170 1985.
- [19] A. Lopès, E. Nezry, R. Touzi et H. Laur. Maximum a posteriori speckle filtering and first order texture models in SAR images. *Proc. IGARSS'90* pp.2409–2412, 1990.
- [20] S. Mallat. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition : The Wavelet Representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.*, 11(7) :674–693, July 1989.
- [21] D. Massonnet, M. Rossi, C. Carmona, F. Adragna, G. Peltzer, K. Feigl, et Th. Rabaut. The displacement field of the landers earthquake mapped by radar interferometry. *Nature*, 364(6433), 8 July 1993.
- [22] F.Murtagh, J.L.Starck, et A.Bijaoui. Image restauration with noise suppression using the wavelet transform ii. *Astron. and Astroph. Sup. Ser.* 112 pp.179–189 1995.
- [23] M. Saagi, J.M. Boucher, et G. Bénéié. Hierarchical filtering of sar images. In *IEEE IGARSS'95 Symposium*, Florence, Italy, 10–14 July 1995.
- [24] F. Safa et G. Flouzat. Speckle removal on radar imagery based on mathematical morphology. *Signal processing*, vol 16 no 2 :35–37, 1989.
- [25] M. J. Shensa. The Discrete Wavelet Transform : Wedding the À Troux and Mallat Algorithms. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 40(10) :2464–2482, October 1992.
- [26] G. Strang. Wavelets and dilation equations : a brief introduction. *SIAM Review*, 31 :614–627, 1989.
- [27] R. Touzi. *Analyse d'images radar en télédétection : Améliorations radiométriques, filtrages du speckle et détection des contours*. PhD thesis, Université Paul Sabatier de Toulouse, 1988.
- [28] F.T. Ulaby, F. Kouyate, B. Brisco, et T.H. Lee Williams. Textural information in SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-24(2), march 1986.
- [29] M. Unser et A. Aldroubi. Polynomial splines and wavelets - a signal processing perspective. In *Wavelets : a tutorial in theory and applications*, pages 91–122. ed. C.K. Chui, Academic Press, New York, 1992.
- [30] Y. Xu, J.B. Weaver, D.M. Healy, J. Lu. Wavelet transform domain filters : a spatially selective noise filtration technique. *IEEE Trans. Image Proc.* v.3, pp. 747–758 1994.

Manuscrit reçu le 7 Mars 1996.

LES AUTEURS

Albert BIJAOU



Ancien élève de l'École Polytechnique. Docteur ès sciences physiques de l'Université de Paris 7. Astronome à l'Observatoire de la Côte d'Azur. Spécialisé dans l'analyse des images et des données en astronomie.

Yves BOBICHON



Maîtrise d'EEA de l'Université Lyon I. DEA imagerie en sciences de l'univers de l'Université de Nice-Sophia Antipolis. Prépare une thèse en sciences pour l'ingénieur à l'Observatoire de la Côte d'Azur sur la régularisation multi-échelles.

Yanling FANG



Ancienne élève de l'École Polytechnique de Qinghua (Pékin, Chine). Docteur en sciences de l'optique et de traitement d'images de l'Université d'Aix-Marseille III.

Frédéric RUÉ



Ingénieur INSA Lyon. DEA imagerie en sciences de l'Univers. Docteur en sciences pour l'ingénieur de l'Université de Nice-Sophia Antipolis.