



GÉNÉRALISATION DU CONCEPT DE FILTRAGE ADAPTÉ
APPLICATION AU FILTRAGE D'IMAGES ROS D'ÉTATS DE
SURFACE DE LA MER

Christophe LÉVÊQUE
et
Jean-François CAVASSILAS

GROUPE D'ÉTUDE DES SIGNAUX ET SYSTÈMES - Université de Toulon et du Var BP 132 83957 La Garde cédex

RÉSUMÉ

Les images ROS sont actuellement très exploitées pour étudier l'état de surface de la mer. Ces images sont très dégradées par deux types de bruit : un bruit de lignage et un bruit granulaire. Le but de l'étude présentée est de diminuer le volume des perturbations afin d'augmenter la lisibilité de ces images. Pour réaliser le traitement, nous considérons la houle comme une texture stochastique à bande relativement étroite dont les propriétés sont spatialement lentement variables. L'expérience montre qu'il est possible d'estimer la matrice de variance-covariance du signal utile ; il est aussi loisible d'estimer la matrice de variance-covariance des termes perturbateurs. L'idée exploitée dans un premier temps est celle du filtre adapté au signal stochastique en présence des perturbations. Les tests numériques montrent que les résultats relatifs à ce filtrage adapté ne sont pas entièrement satisfaisants. L'originalité de l'étude réside dans l'exploitation simultanée de fonctions adaptées à la fois au signal stochastique assimilé à une texture et à l'ensemble des perturbations.

1. INTRODUCTION

L'objet de l'étude présentée est de diminuer le volume des perturbations de scènes géophysiques obtenues à partir d'imageurs cohérents (Radar à Ouverture Synthétique) afin d'augmenter la lisibilité de ces images ensuite soumises à l'interprétation géophysique ([CAVA87], [LEVE92]).

Les phénomènes géophysiques tels que la houle induisent une variation de rugosité de l'état de surface ; celle-ci conditionne le mécanisme de rétrodiffusion engendrant des variations de la section efficace σ_0 et donc de l'énergie rétrodiffusée. Les images radar sont de plus affectées d'un bruit granulaire ou speckle, notamment lié à la rugosité de l'état de surface observé ([GOOD76], [GOOD82]).

La houle est souvent modélisée comme un processus à bande étroite. Ce processus consiste en la superposition additive d'ondes planes indépendantes et aléatoirement déphasées les unes par rapport aux autres ; la variance de l'amplitude spectrale de ces composantes est proportionnelle au spectre de houle.

Ces ondes planes ont un vecteur d'onde \vec{k} voisin de \vec{k}_0 , direction de l'onde dominante. De plus, l'amplitude de ces ondes planes est liée à l'angle entre \vec{k} et \vec{k}_0 .

Les images radar de houle représentent elle aussi un processus à bande étroite qui est la transformation du processus physique précédent par l'intermédiaire d'un processus d'imagerie. Les relations entre ces deux processus sont complexes et font l'objet de nombreuses études, e.g. [LYZE86]. Nous nous limiterons au filtrage de scènes géophysiques représentatives de houles que nous assimilerons à des textures stochastiques.

ABSTRACT

Synthetic Aperture Radar images are very used to study ocean waves. In these images, shading-off is due to lineage and speckle noises. We aim at reducing perturbations to increase image readability. We class ocean waves as narrow bande stochastic textures. Thus we can estimate signal and noise variance-covariance matrix and we calculate the matched filter : numerical results are not significant. So we introduce matched functions to stochastic textures and noise. We propose a method to group some of them together.

Pour cela, nous construisons des filtres linéaires qui tendent à optimiser le rapport signal à bruit à partir des estimations des moments du second ordre du signal jugé utile et du bruit.

2. TERMES PERTURBATEURS

Il est généralement très courant de trouver deux phénomènes perturbateurs sur les images ROS (SEASAT, ERS1) :

- un bruit de lignage noté B_l ;
- un bruit granulaire B_k inhérent au processus d'imagerie cohérente.

Ces bruits s'additionnent au signal jugé utile que nous noterons S . Posons $S(x, y) = \bar{S} + s(x, y)$, avec $\bar{S} = E\{S(x, y)\}$.

Les expériences numériques réalisées sur les images traitées justifient le modèle de bruit granulaire proposé par G.K. Froehlich ([FROE78]) :

$$B_k(x, y) = K \cdot B_l(x, y) \cdot S(x, y)$$

où B_l est un bruit à corrélation microscopique et K est une quantité qui dépend de l'imagerie.

La fonction d'autocorrélation de B_k est celle d'un processus à corrélation microscopique de puissance :

$$\sigma_{B_k}^2 = K^2 \cdot [\bar{S}^2 + \Gamma_s(0, 0)] \cdot \sigma_{B_l}^2$$

où Γ_s est la fonction d'autocorrélation du signal S .



Toutes les expériences montrent aussi que $\sigma_{B_k} \ll \bar{S}$.

Le bruit B_k de lignage est très différent du bruit de speckle. Si B_k est approximativement à corrélation microscopique, B_k présente au contraire un rayon de cohérence non négligeable par rapport au rayon de cohérence du message utile S .

3. CHOIX DE LA MÉTHODE DE TRAITEMENT DES DONNÉES

De nombreux auteurs ([LEE81], [FROS82], [ARSE84], [KUAN87], [BOUC88]) ont proposé des méthodes très générales de filtrage basées sur une mesure locale de la moyenne et de la variance en présence d'un bruit granulaire ; les images traitées ne peuvent pas être assimilées à des textures stochastiques, et de ce fait la notion de fonction d'autocorrélation n'a pas de réel sens physique.

La méthode proposée met à profit la notion de texture stochastique ; on assimile en effet l'image ROS d'une houle à un processus stochastique à bande étroite.

Nous allons construire un filtre bidimensionnel à mémoire finie, ce qui se traduit numériquement par le calcul d'un masque de convolution carré de côté ρ , noté F .

Si nous appelons ρ_k , ρ_l et ρ_s les rayons de cohérences des bruits de speckle, de lignage et du message utile S , le rayon ρ est choisi de telle sorte que : $\rho > \rho_k$ et $\rho \equiv \rho_s$, voir si possible $\rho > \rho_l$.

Le choix du masque F est réalisé par optimisation du rapport signal à bruit suivant :

$$\eta = \frac{F^t \cdot E\{s \cdot s^t\} \cdot F}{F^t \cdot E\{B \cdot B^t\} \cdot F}$$

où $B = B_k + B_l$.

Posons $E\{s \cdot s^t\} = \sigma_s^2 \cdot \Gamma_0$ et $E\{B \cdot B^t\} = \sigma_B^2 \cdot R_0$.

Γ_0 et R_0 sont les matrices de variances covariances normalisées du signal utile et du bruit. On a donc :

$$\eta_0 = \frac{F^t \cdot \Gamma_0 \cdot F}{F^t \cdot R_0 \cdot F}$$

La formule précédente montre que le rapport signal à bruit η_0 se présente sous la forme d'un quotient de Rayleigh ; on doit donc théoriquement choisir F de telle sorte que ce quotient soit le plus grand possible par rapport à 1. Il est bien connu que la solution optimale est le vecteur propre F_0 associé à la plus grande des valeurs propres λ_0 de la matrice $C = R_0^{-1} \cdot \Gamma_0$.

Les vecteurs propres définis par :

$$R_0^{-1} \cdot \Gamma_0 \cdot F_i = \lambda_i \cdot F_i$$

constituent une base non-orthogonale de l'espace vectoriel de dimension ρ^2 .

Les vecteurs $G_i = R_0 \cdot F_i$ constituent également une base qui bénéficie de la propriété suivante ([LEVE93]) :

$$F_i^t \cdot G_j = 0, \text{ si } i \neq j$$

Dans la suite, les vecteurs F_i sont normalisés de telle sorte que :

$$F_i^t \cdot R_0 \cdot F_i = 1$$

Décomposons le bruit et le signal utile observés sur la base des G_i .

Posons $B = \sum b_i \cdot G_i$.

Montrons que l'on a : $b_i = F_i^t \cdot B$.

Nous avons successivement :

$$\begin{aligned} F_i^t \cdot B &= F_i^t \cdot \sum_j b_j \cdot G_j = \sum_j b_j \cdot F_i^t \cdot G_j \\ F_i^t \cdot B &= b_i \cdot F_i^t \cdot G_i = b_i \end{aligned}$$

Nous aurons aussi :

$$\frac{1}{\sigma_B^2} E\{b_i^2\} = \frac{1}{\sigma_B^2} E\{F_i^t \cdot B \cdot B^t \cdot F_i\} = F_i^t \cdot R_0 \cdot F_i = 1$$

et :

$$\begin{aligned} E\{b_i \cdot b_j\} &= E\{F_i^t \cdot B \cdot B^t \cdot F_j\} \\ E\{b_i \cdot b_j\} &= F_i^t \cdot R_0 \cdot F_j = F_i^t \cdot G_j = 0 \text{ si } i \neq j \end{aligned}$$

Les coefficients b_i de la décomposition du bruit sur la base des G_i sont des variables aléatoires décorréliées de puissance égale à 1.

Si l'on décompose le signal s sous la forme $s = \sum s_i \cdot G_i$, nous obtenons de façon similaire des variables aléatoires s_i décorréliées de puissance égale à λ_i .

Ces calculs confirment qu'en moyenne, les masques qui assurent un bon traitement au sens d'une optimisation du rapport signal à bruit η_0 sont les F_i pour lesquels l'indice i est tel que $\lambda_i > 1$. Le meilleur étant F_0 .

Cependant ce résultat n'est significatif qu'en moyenne.

Supposons que l'on cherche à décomposer une observation particulière Z sur les vecteurs de la base G_i .

Si $Z = S + B$, nous aurons :

$$Z = \sum_{j=0}^{\rho \times \rho} (s_j + b_j) \cdot G_j$$

Filtrer l'observation Z revient à construire l'imagette \hat{Z} donné par :

$$\hat{Z} = \sum_{j=0}^L (s_j + b_j) \cdot G_j$$

de telle sorte que : $E\{s_j^2\} \geq E\{b_j^2\}, \forall j \in \{0L\}$.

Soit encore $\lambda_j > 1, \forall j \in \{0L\}$.

\hat{Z} peut encore s'écrire :

$$\hat{Z} = \sum_{j=0}^L (F_j^t \cdot Z) \cdot G_j$$

\hat{Z} est la filtrée d'une imagette Z de taille $\rho \times \rho$; soit M un point quelconque de l'observation Z

L'erreur donnée par $E\{|\hat{Z}(M) - S(M)|^2\}$ est minimale pour

$$M = (x_0 = \frac{\rho}{2}, y_0 = \frac{\rho}{2}).$$

Nous ne calculons que $\hat{Z}(M)$, et ceci pour toutes les imagettes possibles incluses dans l'image I à traiter.

On montre alors ([LEVE93]) que filtrer le signal bidimensionnel I pour effectuer une réjection du bruit consiste à convoluer I par le masque $H(x, y)$ donné par :

$$H = \sum_{j=0}^L G_j(x_0, y_0) \cdot F_j.$$

D'où l'expression :

$$\hat{I}(x, y) = \sum \sum H(x - x', y - y') \cdot I(x', y').$$



4. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Dans la suite, la direction azimutale désignera la direction de vol du porteur et la direction "radiale" représentera la direction perpendiculaire à la direction azimutale dans le plan horizontal. L'objet de cette étude est le débruitage de scènes ROS présentant des phénomènes géophysiques de houles : on tend à restaurer les textures représentatives d'objets géophysiques. Les deux exemples présentés sont issus d'imageurs de types différents.

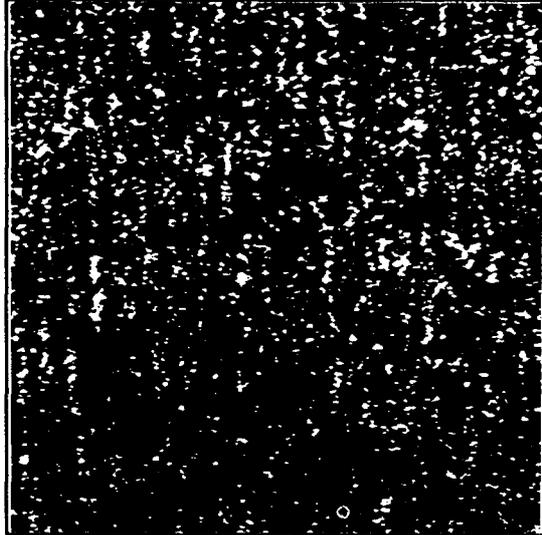


Photo 1

La première image traitée (Photo 1) est une scène fortement polluée du Delta du Rhône ([FORG92]) ; il s'agit d'une houle dont la direction de l'onde dominante \vec{k}_0 est colinéaire à la direction radiale.

L'estimation des fonctions F_i nécessite la connaissance a priori de l'autocorrélation des perturbations (B) : cette autocorrélation est estimée à partir d'une scène issue du même capteur et en l'absence de phénomènes géophysiques apparents ; la Figure 1 représente l'autocorrélation du bruit $B = B_k + B_l$; elle est représentative d'un bruit granulaire et met en évidence la forte cohérence du bruit de lignage dans la direction radiale ; pour ce type d'imageur ROS, le bruit de lignage se présente comme une texture stochastique orientée selon cette direction.

Sur d'autres imageurs ROS, ce bruit de lignage est quasi périodique ; c'est le cas des scènes de l'imageur SEASAT. La Figure 2 présente l'autocorrélation des perturbations que l'on rencontre sur ce type d'imageur.

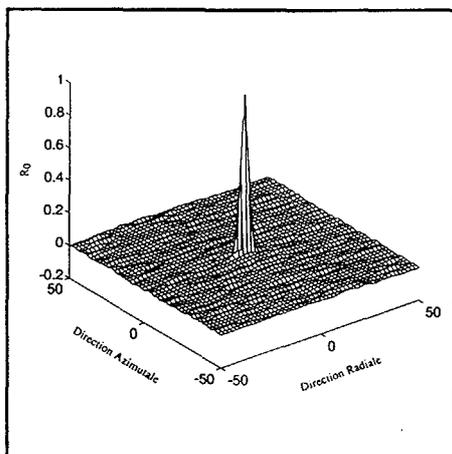


Figure 1

L'estimation des fonctions F_i nécessite aussi la connaissance de l'autocorrélation de la texture représentative du signal utile S : celle-ci est appréhendée directement à partir de l'observation

bruitée ([LEVE93]) ; les mesures de Γ_0 et de R_0 autorisent alors la construction des fonctions F_i de taille $(\rho \times \rho)$.

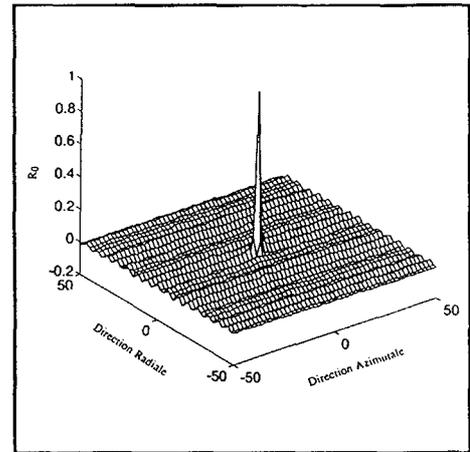


Figure 2

La Figure 3 donne le spectre des ρ^2 valeurs propres caractérisant le rapport signal à bruit attendu avec chaque λ_i .

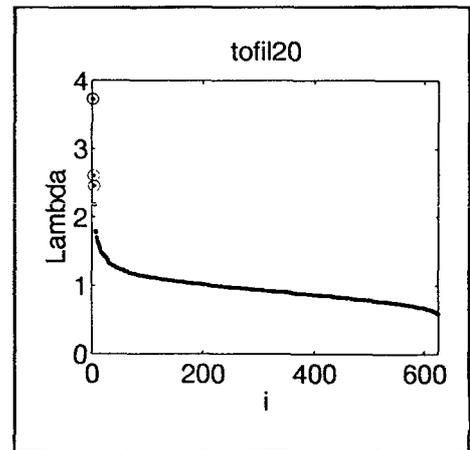


Figure 3

On choisit les fonctions F_i pour lesquelles les valeurs propres sont significatives et grandes devant l'unité. On peut alors construire le masque de convolution H calculé à partir de la formule :

$$H = \sum_{j=0}^3 G_j(x_0, y_0) F_j$$

La Photo 2 présente le résultat de la convolution de l'image native (photo 1) par le masque H ; le volume des fluctuations dues au bruit a considérablement diminué, et autorise la lecture de la texture liée au phénomène géophysique recherché.

Le second exemple illustre l'efficacité de la méthode proposée pour le débruitage de plusieurs objets assimilés à des textures. La Photo 3 est extraite d'une scène fournie par un imageur temps réel ; on peut distinguer la présence de deux houles de directions et de longueurs d'ondes différentes.

A partir de l'estimation de Γ_0 et R_0 , on construit les fonctions F_i , puis le masque H à partir de la connaissance du spectre des valeurs propres associées (Figure 4) ; on choisit les fonctions F_i de sorte que $E\{s_i^2\} = \lambda_i > 1 = E\{b_i^2\}$.

Ainsi choisit-on les 10 premières fonctions F_i pour constituer le masque H avec lequel on convolue l'image native (Photo 3) ; le

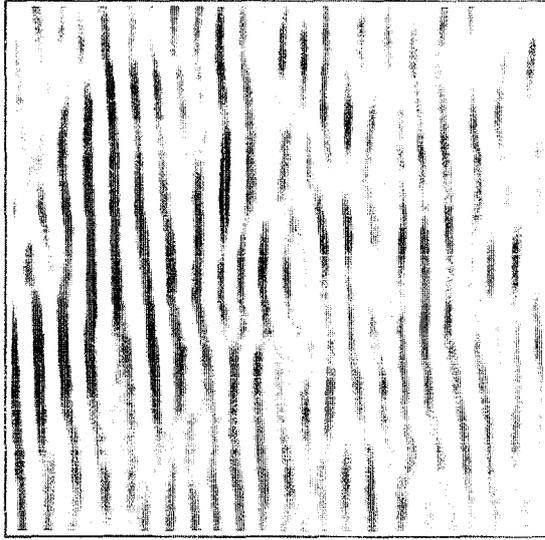


Photo 2

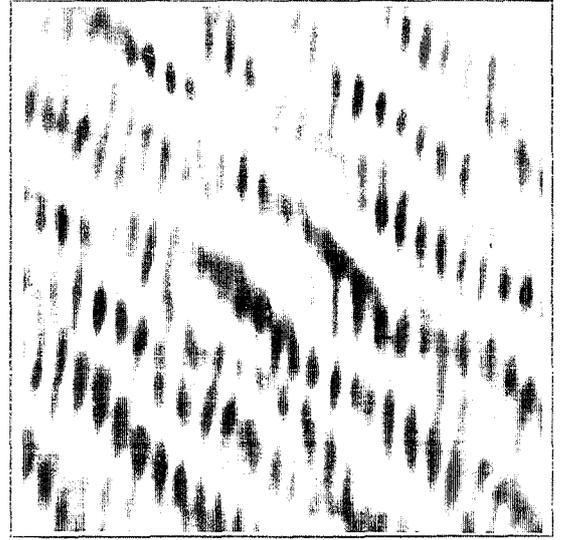


Photo 4

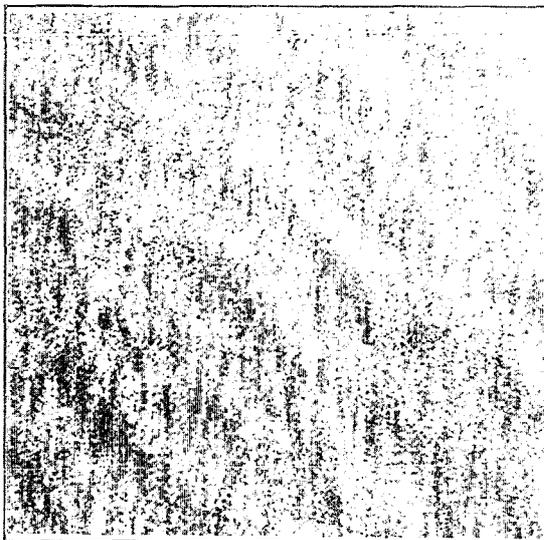


Photo 3

résultat obtenu est présenté *Photo 4* où l'on peut distinguer les textures liées à deux phénomènes géophysiques présents sur l'image native.

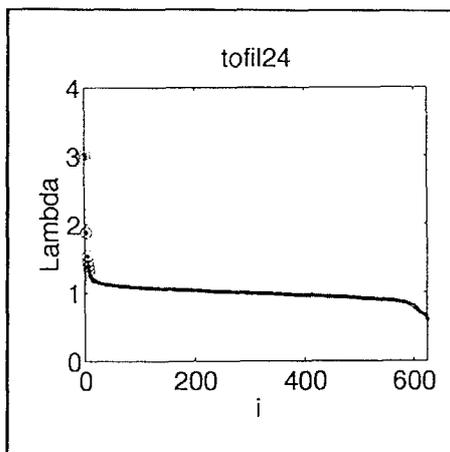


Figure 4

5. CONCLUSION

Les résultats obtenus par la méthode présentée ci-avant ont été comparés à ceux obtenus avec les filtres de Lee, de Frost et de Kuan ([COUR92]).

Il semble que cette nouvelle méthode soit plus satisfaisante dans le cas particulier de filtrage d'objets représentatifs de textures stochastiques. Ceci est naturel dans la mesure où l'on prend en compte la connaissance a priori de la fonction d'autocorrélation des textures jugées utiles, ainsi que la connaissance de la statistique du second ordre des perturbations. L'extension de cette méthode au cas de textures non-stationnaires permet d'envisager son application à des images ROS plus complexes

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [CAVA87], Jean-François CAVASSILAS, *Liaison entre le Filtrage Adapté à une Classe de Signaux et la Décomposition Canonique du Bruit*, Rapport Interne, GESSY 1987.
- [LEVE92], Christophe LEVEQUE, *Extension de la Notion de Filtrage Adapté et Application au Filtrage d'Images ROS*, Rapport CERDSM, 1992.
- [GOOD76], J.W. GOODMAN, *Some Properties of Speckle*, JOSA, Vol. 66, Nov. 1976.
- [GOOD82], J.W. GOODMAN, *When Speckle is Noise Multiplicative?*, Applied Optics, Vol. 21, N° 7, Avr. 1982.
- [LYZE86], David. R. LYZENGA, *Numerical Simulation of Synthetic Aperture Radar Image Spectra for Ocean Waves*, IEEE Trans. on GRS, Vol. 24, N° 6, Nov. 1986.
- [FROE78], G.K. FRÖHLICH, JOSA, Vol. 68, 1978.
- [LEE81], J.S. LEE, *Speckle Analysis and Smoothing of Synthetic Aperture Radar Images*, Computer Graphics and Image Processing, Vol. 17, 1981.
- [FROS84], V.S. FROST, *A Model for Radar Images and Its Application to Adaptive Digital Filtering of Multiplicative Noise*, IEEE Trans. on PAMI, Vol. 4, N° 2, Mars 1982.
- [ARSE84], H.H. ARSENAULT, *Combined Homomorphic and Local-Statistics Processing for Restoration of Images Degraded by Signal-Dependant Noise*, Applied Optics, Vol. 23, Mars 1984.
- [KUAN87], D.T. KUAN, *Adaptive Restoration of Images with Speckle*, IEEE Trans. on ASSP, Vol. 35, N° 3, Mars 1987.
- [BOUC88], J.M. BOUCHER, *Non-Linear Filtering and Detection in Speckled Radar Images*, Proc. IGARSS 88, Sept. 1988.
- [LEVE93], Christophe LEVEQUE, *Séparation de Formes par des Méthodes Statistiques*, Thèse de Doctorat, Décembre 1993.
- [FORG92], Philippe FORGET, *Observations over a Basin and Over a Sea Coastal Area with X-band Airborne SAR*, Actes de "Speciality Meeting on Airborne Radar and Lidar", Toulouse, 1992.
- [COUR92], Philippe COURMONTAGNE, *Etude Comparative de Filtres Appliqués à l'Océanographie en Traitement d'Images*, Rapport de Stage, GESSY 1992.