

Analyse de la Texture dans les Images SAR Appliquée au Filtrage de Speckle

Olivier D'HONDT, Laurent FERRO-FAMIL, Eric POTTIER

I.E.T.R - Groupe Image et Télédétection

Campus de Beaulieu - Bat 11D, 236 Avenue du Général Leclerc, CS 74205, 35042, Rennes, France
 olivier.dhondt@univ-rennes1.fr, laurent.ferro-famil@univ-rennes1.fr,
 eric.pottier@univ-rennes1.fr.

Résumé – Cet article propose un nouveau modèle pour les statistiques d'ordre deux de la texture spatiale dans les images SAR. La fonction d'auto-covariance est approximée localement par un noyau gaussien anisotrope (AGK) 2-D dans le but de décrire la texture en termes d'orientation et d'anisotropie locales. L'estimation des paramètres de la texture à une échelle donnée est basée sur l'opérateur nommé tenseur de structure et ne requiert pas l'estimation explicite de l'auto-covariance. Enfin, un nouveau filtre nommé AGK-MMSE prenant en compte cette information spatiale est introduit et comparé au filtre MMSE géométrique classique. Le filtre proposé présente de meilleures performances en termes de préservation de la texture et d'amélioration des structures.

Abstract – This paper proposes a new model for the two-point statistics of spatial texture in SAR images. The autocovariance function is locally approximated by a 2-D Anisotropic Gaussian Kernel (AGK) in order to characterise texture by its local orientation and anisotropy. The estimation of texture parameters at a given scale is based on the Gradient Structure Tensor (GST) operator and does not require the explicit computation of the autocovariance. Finally, a new filter called AGK-MMSE that takes into account this spatial information is introduced and compared to the refined MMSE filter. The proposed filter shows better performances in terms of texture preservation and structure enhancement.

1 Introduction

Cet article présente un nouveau modèle pour les statistiques d'ordre deux de l'intensité des images SAR. Les notions d'orientation et d'anisotropie locales sont introduites par l'intermédiaire d'une forme paramétrique de l'auto-covariance bidimensionnelle. Ce modèle simple permet de décrire aussi bien les structures déterministes que l'auto-correlation spatiale d'un fouillis non-homogène. Il est enfin montré que ce type de description peut être utilisée afin d'améliorer les performances des filtres de speckle conventionnels.

Le modèle théorique est introduit dans la section 2, puis une méthode d'estimation des paramètres du modèle est présentée section 3. Une amélioration des filtres de speckle basée sur l'utilisation de l'information spatiale est présentée section 4. La section 5 montre l'application aux données réelles. Enfin, la section 6 présente les conclusions de cet article.

2 Modèle de Texture Spatiale

2.1 Le Modèle Multiplicatif

Il est maintenant bien connu que l'intensité des images SAR suit un modèle multiplicatif. C'est pourquoi nous adoptons la décomposition donnée dans [8], qui suppose que pour la position spatiale t , l'intensité I peut être écrite sous la forme suivante :

$$I(t) = \mu(t)T(t)F(t) \quad (1)$$

où μ est la moyenne locale de la réflectivité liée aux propriétés physiques du terrain, T et F sont deux processus aléatoires dé-

crivant respectivement la texture et le speckle. A cause du speckle, la réflectivité à l'intérieur d'un pixel n'est pas directement observable. Cependant, une zone est considérée homogène si ses paramètres statistiques ne varient pas spatialement, ce qui permet d'estimer la réflectivité réelle par un moyennage spatial. Si une zone présente des variations importantes de réflectivité, une moyenne spatiale sur une échelle plus grande que les fluctuations en question entraîne une perte d'information sur les propriétés structurelles du milieu. Afin de décrire au mieux ces propriétés, la variable T représentant ces fluctuations doit être prise en compte. En particulier, les fluctuations spatiales dues à la texture pourront être décrites par des statistiques d'ordre deux, telles que la fonction d'auto-covariance.

2.2 Statistiques d'ordre deux

2.2.1 Descripteurs 1-D

Le modèle multiplicatif introduit par l'équation (1) peut être vu localement comme un modèle contenant trois échelles distinctes : l'échelle la plus fine correspond au speckle alors que la plus grossière correspond à la réflectivité moyenne, localement constante. La texture est alors considérée comme une variation spatiale à une échelle intermédiaire entre les deux premières. Si l'on considère que l'information spatiale est décrite par les statistiques d'ordre deux, l'intensité peut être caractérisée par sa fonction d'auto-corrélation, définie pour un vecteur 2-D τ par :

$$R_I(\tau) = E[I(t + \tau)I(t)]. \quad (2)$$

On peut aussi considérer l'auto-covariance, qui est indépendante de la moyenne :

$$C_I(\tau) = R_I(\tau) - \mu_I^2 \quad (3)$$

où encore le coefficient de corrélation : $\rho_I(\tau) = C_I(\tau)/\sigma_I^2$ dont les valeurs sont comprises entre zéro et l'unité. Différents types de textures peuvent ainsi être discriminés par le type de la fonction d'auto-corrélation (exponentielle, gaussienne, etc) et par la longueur de corrélation l , définie par la relation $\rho_I(l) = e^{-1}$. Pareillement, le signal peut être représenté dans le domaine fréquentiel par sa densité spectrale de puissance :

$$S_I(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} R_I(\tau) e^{-2\pi j f \tau} d\tau. \quad (4)$$

2.2.2 Le modèle AGK, une nouvelle description de la texture SAR 2-D

La fonction d'auto-covariance et le spectre peuvent prendre de multiples formes selon les propriétés structurelles du milieu rencontré. C'est pourquoi l'on choisit une représentation paramétrique simple pour ces fonctions, afin de généraliser la notion de longueur de corrélation au cas 2-D. Nous avons montré dans de précédentes publications [3, 2] qu'un modèle permettant ce type de description est le noyau gaussien anisotrope ou AGK (Anisotropic Gaussian Kernel), qui suppose que l'auto-covariance est de la forme :

$$C_T(\mathbf{d}) = \sigma_T^2 \exp(-\mathbf{d}^T \Sigma^{-1} \mathbf{d}) \quad (5)$$

où $\mathbf{d} = [x, y]^T$ est la position spatiale, Σ la matrice de covariance des coordonnées spatiales. Cette matrice peut être paramétrée sous la forme $\Sigma = \mathbf{R}_\theta^T \Lambda \mathbf{R}_\theta$ où

$$\Lambda = \begin{bmatrix} l_u^2 & 0 \\ 0 & l_v^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

est la matrice de covariance exprimée dans la base de ses vecteurs propres $[u, v]^T$. Les valeurs l_u et l_v sont les longueurs de corrélation principale et secondaire dans les directions des vecteurs propres et

$$\mathbf{R}_\theta = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (7)$$

est une rotation unitaire d'angle θ déterminant l'orientation privilégiée de la texture. La transformée de Fourier d'une gaussienne étant une gaussienne, et puisque les rotations spatiales sont conservées, la densité spectrale de puissance a une expression très similaire :

$$S_T(\mathbf{f}) = \sigma_T^2 \pi \det(\Sigma)^{1/2} \exp(-\pi^2 \mathbf{f}^T \Sigma \mathbf{f}) + \mu_T^2 \delta(\mathbf{f}) \quad (8)$$

où $\mathbf{f} = [f_x, f_y]^T$ est le vecteur des fréquences 2-D, μ_T est la valeur moyenne de la texture et $\delta(\mathbf{f})$ est la distribution de Dirac.

3 Estimation des paramètres

3.1 Le tenseur de structure

La présence de speckle dans l'image fait que les statistiques liées à la texture ne sont pas directement accessibles. On va donc considérer qu'une image préfiltrée contient l'information

spatiale à une échelle donnée, et peut être vue comme une approximation de la scène non bruitée. Nous choisissons en particulier de représenter une échelle de la scène selon la théorie du scale-space gaussien [7] par la convolution de l'image bruitée avec un noyau gaussien isotrope. Ainsi, la scène à l'échelle σ est donnée par $I_\sigma = K_\sigma * I$, où K_σ est un noyau gaussien d'écart-type σ . Cette représentation assure la dérivabilité de l'image et l'opérateur nommé tenseur de structure peut ainsi être introduit [1] :

$$\mathbf{J} = K_\rho * (\nabla I_\sigma \nabla I_\sigma^T) \quad (9)$$

où ∇ est l'opérateur gradient. Le noyau gaussien K_ρ est une fenêtre de moyennage spatial jouant le rôle d'estimateur de l'espérance mathématique. En remplaçant K_ρ par l'opérateur espérance mathématique et en passant dans le domaine spectral, on peut montrer [1] que le tenseur de structure contient l'information statistique de second-ordre puisque sa valeur est proportionnelle aux moments de second-ordre du spectre $S_{I_\sigma}(\mathbf{f})$:

$$\mathbf{J} = 4\pi^2 \int_{\mathbb{R}^2} \mathbf{f}^T \mathbf{f} S_{I_\sigma}(\mathbf{f}) d\mathbf{f}. \quad (10)$$

Ainsi, en supposant le modèle AGK avec la covariance spatiale Σ pour les statistiques de second-ordre de I_σ , il est possible de retrouver les longueurs de corrélation du signal à l'échelle σ , puisque :

$$\mathbf{J} = 2\sigma_{I_\sigma}^2 \Sigma^{-1} \quad (11)$$

où $\sigma_{I_\sigma}^2$ est la variance du signal à l'échelle σ .

3.2 Extraction des paramètres caractéristiques

En calculant la décomposition en valeurs/vecteurs propres du tenseur :

$$\mathbf{J} = \lambda_1 \mathbf{k}_1 \mathbf{k}_1^T + \lambda_2 \mathbf{k}_2 \mathbf{k}_2^T \quad (12)$$

il est possible d'estimer les paramètres du modèle sans estimation directe de la fonction d'auto-corrélation. Les longueurs de corrélation l_u et l_v peuvent être déduites des valeurs propres de \mathbf{J}

$$\lambda_{1,2} = \frac{1}{2} (J_{22} + J_{11} \pm \sqrt{(J_{22} - J_{11})^2 + 4J_{12}^2}) \quad (13)$$

puisque les équations (6), (8) et (11) indiquent que $\lambda_1 = 2\sigma_{I_\sigma}^2/l_v^2$ and $\lambda_2 = 2\sigma_{I_\sigma}^2/l_u^2$. L'orientation dominante est déterminée par le vecteur propre \mathbf{k}_2 correspondant à la plus petite valeur propre, et son angle est donné par :

$$\theta = \tan^{-1}(k_{2,y}/k_{2,x}). \quad (14)$$

Afin de quantifier l'importance de l'orientation principale, il est utile de définir un paramètre nommé anisotropie spatiale :

$$A = 1 - \lambda_2/\lambda_1. \quad (15)$$

Ce paramètre, qui est indépendant de la variance du signal $\sigma_{I_\sigma}^2$, est compris entre 0 (texture isotrope) et 1 (orientation secondaire nulle).

4 Filtrage basé sur la texture

Dans cette section, nous introduisons une méthode de filtrage exploitant les paramètres de texture présentés précédemment et pouvant être utilisée pour améliorer les performances des filtres basés sur l'estimation des statistiques locales. Nous prendrons comme exemple les filtres de type MMSE.

4.1 Les filtre MMSE

La classe des filtres MMSE [4, 6] est l'une des plus utilisée pour le débruitage des images SAR. L'estimation de la réflectivité locale est donnée par le critère :

$$\hat{R}(x, y) = k(x, y)I(x, y) + \hat{\mu}_I (1 - k(x, y)). \quad (16)$$

La variable $k(x, y)$ dépend de l'homogénéité de la zone considérée et permet de combiner la valeur de la moyenne locale avec la valeur observée du signal bruité. La fonction de pondération $k(x, y)$ dépend du coefficient de variation et autorise un moyennage maximal sur les zones homogènes ainsi que la préservation des hétérogénéités. Une limitation importante d'un tel filtre est l'utilisation d'une fenêtre d'estimation fixe, donc ne s'adaptant pas à la structure spatiale de l'image. Pour pallier cet inconvénient, des versions améliorées [5] estiment la valeur moyenne pour un nombre fini de masques orientés, et retiennent la valeur correspondant au coefficient de variation le plus faible (filtre de Lee géométrique). Si le résultat est nettement amélioré, l'introduction de cet ensemble discret de décisions entraîne des transitions brusques dans l'estimée de la moyenne, ce qui permet une bonne préservation des contours, mais n'autorise pas la restauration de la texture à l'intérieur d'une région. Cela entraîne de plus la dégradation des structures dont l'orientation n'est pas alignée avec celle de l'un des masques.

4.2 Le filtre AGK-MMSE

Pour améliorer la restauration de la réflectivité dans les zones hétérogènes, nous proposons un nouveau filtre qui combine le critère MMSE avec une estimation adaptative des statistiques locales, exploitant les paramètres de texture. Par la suite, ce filtre sera appelé "AGK-MMSE". Dans un premier temps, les paramètres spatiaux A et θ sont estimés pour chaque pixel au moyen de la décomposition valeurs/vecteurs propres du tenseur de structure (12) à l'échelle σ , sur un voisinage déterminé par la fenêtre K_ρ . Les statistiques locales du filtre MMSE sont ensuite estimées dans une fenêtre gaussienne anisotrope d'orientation $\hat{\theta}$ et d'anisotropie \hat{A} :

$$H(\mathbf{d}) = \exp\left(-\mathbf{d}^T \Sigma_{\hat{A}, \hat{\theta}}^{-1} \mathbf{d}\right). \quad (17)$$

L'expression de la matrice de covariance de ce noyau gaussien anisotrope est :

$$\Sigma_{\hat{A}, \hat{\theta}} = \mathbf{R}_{\hat{\theta}}^T \begin{bmatrix} \rho^2 & 0 \\ 0 & \rho^2(1 - \hat{A}) \end{bmatrix} \mathbf{R}_{\hat{\theta}} \quad (18)$$

où $\mathbf{R}_{\hat{\theta}}$ est la matrice de rotation d'angle $\hat{\theta}$. Les écart-types de ce noyau sont limités par le paramètre ρ de la fenêtre d'estimation des paramètres de texture, afin d'éviter d'inclure dans l'estimation des pixels extérieurs à cette fenêtre. Enfin, le critère MMSE (16) est appliqué afin de préserver les diffuseurs isolés, la moyenne locale à la position \mathbf{u}_0 étant donnée par :

$$\hat{\mu}_I(\mathbf{u}_0) = \frac{\int_{\mathbf{u} \in \mathbb{R}^2} H(\mathbf{u} - \mathbf{u}_0) I(\mathbf{u}) d\mathbf{u}}{\int_{\mathbf{u} \in \mathbb{R}^2} H(\mathbf{u} - \mathbf{u}_0) d\mathbf{u}}. \quad (19)$$

Dans cet article, on choisit d'appliquer les statistiques du filtre de Lee [6].

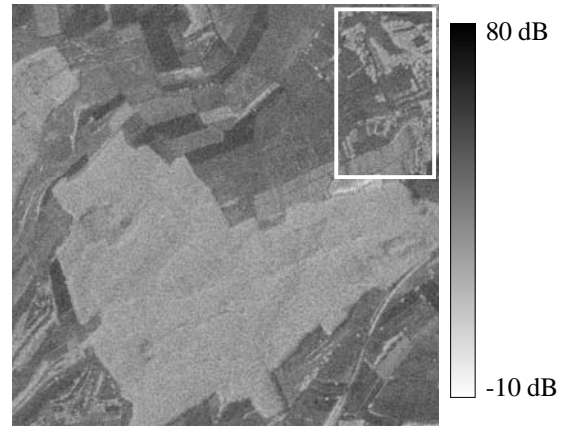


FIG. 1 – Zone test mono-vue extraite de "Weiherbachtal" (ESAR, DLR), et sous-image retenue pour l'évaluation visuelle (rectangle blanc).

TAB. 1 – Resultat de filtrage sur une zone homogène

	Image Bruitée	Filtre MMSE	Filtre AGK-MMSE
ENL théorique	1	45	45.36
ENL estimé	0.95	15.8	17.9
Moyenne estimée	45.0 dB	45.1 dB	45.0 dB

5 Résultats

Le filtre AGK-MMSE a été validé sur les données mono-vue en bande L de la scène "Weiherbachtal" acquise par le capteur ESAR du DLR (Centre Aérospatial Allemand). Ses performances ont été comparées à celles du filtre MMSE géométrique. La figure 1 représente la zone test utilisée pour l'évaluation.

L'anisotropie A étant très sensible au bruit, un seuil a été introduit sur ce paramètre, en fonction des statistiques du coefficient de variation local CV_I^2 , calculées sur une zone homogène de l'image. Ainsi, la valeur de A est forcée à zéro pour les pixels qui remplissent la condition $CV_I^2 < MEAN(CV_I^2) + STD(CV_I^2)$. Si l'on approxime la distribution de CV_I^2 par une loi normale, cette condition correspond à un intervalle de confiance de 68 % pour l'hypothèse de la zone homogène.

Les deux paramètres du filtre AGK-MMSE sont l'échelle du préfiltrage σ et l'échelle de la fenêtre d'estimation ρ . Nous avons déterminé de façon expérimentale que le choix $\rho = \sqrt{2}\sigma$ donnait de bons résultats et avait l'avantage de réduire le nombre de paramètres d'entrée à un. L'anisotropie et l'angle d'orientation estimés sur la zone test sont montrés figure 2. Le moyennage maximal de notre filtre est atteint sur une zone homogène et sa valeur théorique est $ENL_{AGK-MMSE} = 2\pi\rho^2$. Par conséquent, pour comparer les performances réelles des deux filtres sur une zone homogène, nous avons fixé σ à 1.9 afin d'obtenir un moyennage proche de celui du filtre de Lee géométrique pour une fenêtre 9×9 .

Les résultats quantitatifs sur une zone homogène sélectionnée manuellement sont reportés dans le tableau 1 et l'on peut observer que le filtre AGK-MMSE atteint un nombre de vues équivalentes comparable à celui du filtre MMSE géométrique, alors que la valeur du biais est faible pour les deux filtres. La comparaison visuelle des résultats de filtrage sur une sous-zone

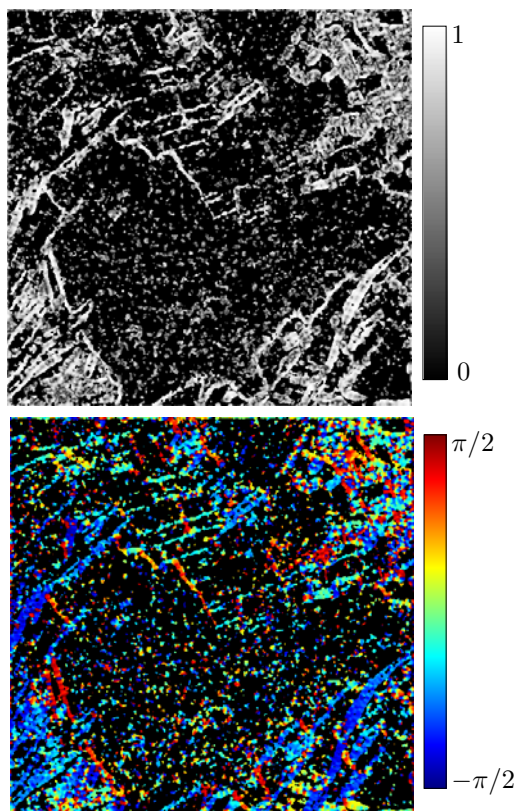


FIG. 2 – Anisotropie A (haut) and orientation θ (bas) estimées pour $\sigma = 1.9$ and $\rho = \sqrt{2}\sigma$. A et θ sont représentés pour les valeurs significatives du coefficient de variation (voir texte). La référence pour θ est verticale.

ainsi que les rapports entre l'image bruitée et l'image filtrée (figure 3) montrent que le filtre AGK-MMSE préserve mieux les structures que le filtre MMSE géométrique.

6 Conclusion

Nous avons présenté un nouveau modèle pour la description locale des statistiques d'ordre deux de la texture dans les images SAR, qui permet de représenter les différentes formes de texture, c'est à dire le fouillis hétérogène et les structures déterministes. Ce modèle est basé sur une forme paramétrique de la fonction d'auto-covariance de la texture, appelée noyau gaussien anisotrope. Ainsi, chaque pixel peut être caractérisé par une orientation locale et une anisotropie, relatives à son voisinage. Il a ensuite été montré que l'opérateur nommé tenseur de structure permettait l'estimation des paramètres du modèle à une échelle donnée. Cette modélisation a ensuite été appliquée au domaine du filtrage de speckle. Nous avons en effet proposé une amélioration du filtre MMSE géométrique, prenant en compte ces paramètres de texture. Ce filtre nommé AGK-MMSE est finalement comparé au filtre MMSE traditionnel et montre de meilleures performances en terme de préservation des structures présentes dans l'image.

Références

[1] J. Bigun, G. H. Granlund, and J. Wiklund. Multidimensional orientation estimation with applications to texture ana-

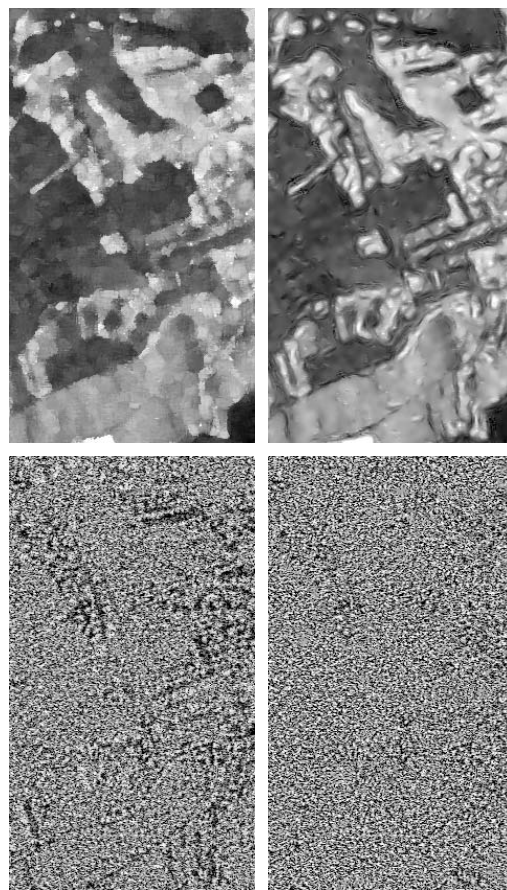


FIG. 3 – Résultats de filtrage : filtre MMSE (haut gauche), filtre AGK-MMSE (haut droite), rapport entre les images originale et filtrée pour : le filtre MMSE (bas gauche), le filtre AGK-MMSE (bas droite).

lysis and optical flow. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 13(8) :775–790, 1991.

- [2] O. D'Hondt, L. Ferro-Famil, and E. Pottier. Local orientation analysis of spatial texture from polarimetric SAR data'. In *IGARSS Symposium*, September 2004.
- [3] O. D'Hondt, L. Ferro-Famil, and E. Pottier. Non stationary texture analysis from polarimetric SAR data. In *EUSAR Symposium*, May 2004.
- [4] D. T. Kuan, A. A. Sawchuk, T. C. Strand, and P. Chavel. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, PAMI-7(2) :165–177, 1985.
- [5] J.-S. Lee. Refined filtering of image noise using local statistics. *Comput. Vision, Graphics, Image Process*, 15(2) :380–389, 1981.
- [6] J.-S. Lee. Speckle suppression and analysis for synthetic aperture radar images. *Optical Engineering*, 25(5) :636–645, 1986.
- [7] T. Lindeberg. Scale-space theory : A basic tool for analysing structures at different scales. *J. of Applied Statistics*, 21(2) :224–270, 1994.
- [8] F. T. Ulaby, F. Kouyate, B. Brisco, and T. Williams. Textural Information in SAR Images. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 24(2) :235–245, 1986.