

Utilisation des Signatures de Texture d'ordre élevé pour une Meilleure Discrimination des Classes d'Occupation du Sol sur une Image Radar à Synthèse d'Ouverture *

Emmanuel Tonyé, Alain Akono, Charly Dzepa et Narcisse Talla Tankant

Laboratoire d'Electronique et de Traitement du Signal (LETS),
Ecole Nationale Supérieure Polytechnique, Université de Yaoundé I,
B.P. 8390 Yaoundé, Cameroun. Tél. /Fax : (237)222-4547

Jean-Paul Rudant

Laboratoire des Géomatériaux, Université de Mame-La-Vallée,
Institut Francilien des Géosciences, 5 Boulevard Descartes, Champs-Sur-Mame,
77454 Mame-La-Vallée Cedex, France.
E-mails: tonyee@hotmail.com / akono@yahoo.com / rudant@univ-mlv.fr

Résumé: Dans ce travail on montre l'avantage des paramètres de texture d'ordre supérieur à 2 pour la discrimination des classes d'occupation du sol sur une image radar à synthèse d'ouverture (RSO). En effet, plusieurs études de classification texturales d'images RSO ont été effectuées jusqu'à maintenant, mais la plupart de ces études utilisent la technique des matrices de co-occurrence de niveaux de gris, qui est elle-même basée sur les paramètres de texture d'ordre 2. Dans cette étude, on mesure les signatures texturales aux ordres 2, 3 et 4 en quatre points distincts représentant quatre classes d'occupation du sol sur une image RSO ERS-1 de la côte Atlantique du Cameroun. Les signatures texturales mesurées sont établies à base de 17 paramètres de texture suffisamment discriminants. Une comparaison des signatures est ensuite effectuée et on constate que les signatures d'ordre supérieur produisent le meilleur taux de discrimination des classes d'occupation du sol.

Mots-clés: vecteur de texture, signature texturale, taux de discrimination, classification texturale, imagerie RSO.

Abstract: In this work, the advantage of textural parameters of order upper than 2 for the discrimination of ground's classes' occupation on a synthetic aperture radar (SAR) image is shown. Indeed, several studies on textural classification of SAR images were made so far, but most of these studies uses the technique of the co-occurrence matrix of levels of grey, which itself is based on textural parameters of order 2. In this study, one measures textural signatures in the orders 2, 3 and 4 in four

different points representing four classes of ground's occupation on a SAR ERS-1 image of the Atlantic coast of Cameroon. The textural signatures measured are established in base of 17 parameters of texture having a good capacity of discrimination. A comparison of the signatures is then made and one notices that signatures of upper order produce the best rate of discrimination of the ground's classes' occupation.

Keywords : vector of texture, textural signature, discrimination's factor, textural classification, SAR imagery.

1. Introduction

Plusieurs études ont déjà été effectuées dans le domaine de la classification par analyse de texture. [ULABY et al. 1986] ont utilisé des paramètres de texture issus de la méthode de co-occurrence pour identifier quatre classes de couverture du sol dans les images radar, [LUCIEER, A. et al. 2005] proposent une méthode de segmentation basée sur des paramètres de texture multi variés pour la reconnaissance des objets sur une image. Les auteurs de cette étude intègrent un opérateur dénommé « Modèle Local Binaire », modélisant la texture, dans une segmentation hiérarchique pour identifier des régions à texture homogène dans une image. Dans [LINDERS, 2000], trois méthodes (la méthode de la logique floue, l'analyse par régression et l'analyse en composantes principales) sont utilisées pour sélectionner des paramètres de texture significatifs pour la discrimination de divers couverts forestiers.

* Article publié dans la revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection n° 179 (2005-3), et repris dans le BSG Avec l'amiable autorisation de l'auteur.

La reconnaissance du couvert forestier est ensuite effectuée par la méthode des réseaux de neurone. Dans [PUISSANT, A. et al. 2005], on examine l'utilité de l'approche texturale pour améliorer la précision de la classification dans un contexte urbain. L'analyse de texture est comparée à la classification multispectrale. Dans cette étude, les paramètres de texture du second ordre de Haralick [HARALICK et al. 1973] sont utilisés. Quatre indices de texture sont testés sur des images à très haute résolution. Les résultats montrent que le paramètre optimal pour l'amélioration de la précision globale de la classification est le paramètre « homogénéité ». [ANYS et HE, 1995] ont évalué la contribution des statistiques du premier ordre dans la classification des images radar multipolarisation en milieu agricole. Plus récemment encore, [Jukka et Aristide, 1998] ont utilisé des statistiques texturales du premier ordre dans la classification de l'occupation du sol en milieu urbain en utilisant des données TM et ERS-1. [FRANKLIN et PEDDLE, 1989] ont utilisé un mélange de données spectrales, topographiques (élévation, pente, aspect, courbure, relief) et des statistiques de co-occurrence du second ordre pour la classification d'images SPOT et radar en milieu boréal. Leurs travaux ont montré que les matrices de co-occurrence du second ordre contiennent une information texturale importante qui améliore la discrimination des classes ayant une hétérogénéité interne et des formes structurales. Les classes homogènes sur le sol sont caractérisées adéquatement par l'information spectrale seule, mais les classes contenant des mélanges de types de végétation ou fortement structurales ont été caractérisées avec plus de précision en utilisant un mélange de texture et de données spectrales. Les méthodes rencontrées dans la littérature consistent généralement à créer des néo-canaux de l'image originale par calcul de différents paramètres de texture de cette image. Les néo-canaux créés sont ensuite combinés entre eux et avec l'image originale, pour la production d'une image classifiée. Dans une autre étude, une analyse de différents estimateurs pour la caractérisation des classes de texture sur une image RSO est effectuée [C.J. OLIVER, 1993]. Dans cette étude, des estimateurs relevant de la méthode du maximum de vraisemblance sont évalués. Il est à noter que cette méthode requiert la connaissance de la forme de la densité de probabilité des données à traiter. Dans l'étude de C.J. Oliver, on considère aussi une description probabiliste des classes de texture selon la loi K et selon le modèle de Weibull, qui sont souvent appliqués pour caractériser des classes sur les images RSO.

D'autres méthodes d'extraction de paramètres de texture ont été proposées dans la littérature [RANDEN and HUSOY, 1999 ; REED and HANS Du BUF, 1993]. Pour la plupart de ces méthodes, un seul paramètre de texture est appliqué pour la discrimination des classes. Dans cette étude, qui s'applique à une image issue d'un capteur RSO, on introduit les notions de vecteur de texture et de signature texturale pour la caractérisation des classes d'occupation du sol, et on montre que les paramètres de texture d'ordre supérieur à 2 sont plus efficaces pour la discrimination de ces classes. De plus, la méthode introduite dans cette étude est probabiliste à l'instar des autres, mais son avantage c'est qu'elle est multidimensionnelle, faisant intervenir plusieurs paramètres de texture pour l'amélioration de la discrimination des classes.

2. Site d'étude

Le site d'étude est la côte Atlantique camerounaise (figure 1). Cette région est caractérisée par un couvert forestier dense et particulièrement par plusieurs espèces de mangroves. Elle a déjà fait et elle continue à faire l'objet de plusieurs études intéressantes pour plusieurs organismes gouvernementaux camerounais. On s'est généralement intéressé à l'étude du couvert forestier et à l'évolution de la ligne de rivage.

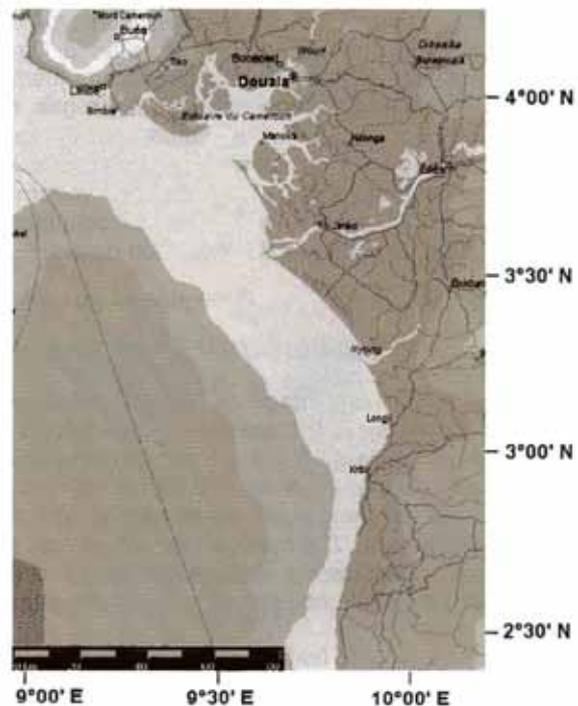


Fig. 1 site d'étude.

3. Caractéristiques de l'image utilisée

L'image utilisée dans cette étude est une image RSO du satellite ERS-1, acquise en bande C et en polarisation verticale VV, en 1994 sur la côte Atlantique camerounaise (figure 2). La résolution spatiale de cette image est de 25 m x 25 m.



Fig. 2 image RSO de ERS-1 du site d'étude.

4. Méthodologie

Avant d'aborder la méthodologie proprement dite, procédons d'abord à la définition de quelques notions clé apparaissant dans cette étude. Il s'agit notamment des notions de : vecteur de texture, signature texturale et facteur de discrimination. Il convient aussi de préciser ici que l'image RSO traitée dans cette étude a préalablement subi un filtrage par la méthode de Lee [LEE, 1980], dans le but de réduire le bruit de chatoiement.

4.1 Vecteurs de texture

On appelle ici vecteur de texture un vecteur constitué d'un ensemble de paramètres de texture évalués en un pixel de l'image. On parlera de *vecteur de texture d'ordre n* si les paramètres de texture constituant

ce vecteur ont été évalués à l'ordre n. Ici, la notion d'ordre est relative au nombre de pixels voisins à considérer lors du calcul des paramètres de texture. Le vecteur de texture caractérise un pixel et peut être utilisé pour effectuer la classification texturale d'une image RSO [AKONO et al. 2003a].

4.2 Signatures texturales

On appelle ici signature texturale ou encore signature de texture une courbe représentant les valeurs de plusieurs paramètres de texture évalués en un pixel de l'image. En abscisse de cette courbe, on a des numéros correspondant à divers paramètres de texture et, en ordonnée on a les valeurs de ces paramètres évalués en un pixel de l'image. La notion de signature texturale est semblable à la notion de signature spectrale utilisée pour les images optiques. Une signature texturale caractérise un pixel ou une classe d'occupation du sol sur une image RSO. On parlera de *signature texturale d'ordre n* si les paramètres de texture utilisés pour constituer cette signature ont été évalués à l'ordre n.

4.3 Facteur de discrimination d'une signature texturale

Le facteur de discrimination utilisé ici pour les signatures de texture est simplement l'écart-type des valeurs de cette signature. Sachant que l'écart-type exprime la dispersion des valeurs autour de la moyenne, ce facteur traduit l'aptitude de la signature, texturale à distinguer la classe pour laquelle elle a été évaluée des autres classes. Les valeurs des paramètres de texture, calculées en chaque pixel, sont toutes ramenées dans l'intervalle de valeurs [0, 255]. Le facteur de discrimination est donc évalué sur une même base pour tous les paramètres. Précisons aussi que ce facteur de discrimination est calculé en chaque pixel de l'image. Nous rappelons ci-dessous l'expression de l'écart-type (équation 1). Dans l'équation 1, E_t représente l'écart-type des valeurs de la signature texturale. P_i représente la valeur d'un paramètre de texture. μ est la moyenne et N_p est le nombre de paramètres de texture constituant la signature texturale concernée.

$$\left\{ \begin{array}{l} E_t = \sqrt{\sum_{i=1}^{N_p} (P_i - \mu)^2} \\ \mu = \frac{\left(\sum_{i=1}^{N_p} P_i \right)}{N_p} \end{array} \right. \quad (1)$$

4.4 Analyse de texture par la méthode des matrices de co-occurrence

Un ensemble de mesures de texture d'ordre supérieur à 1 été proposé par [HARALICK et al. 1973], basé sur le calcul des matrices de co-occurrence des niveaux de gris. Supposons que $c = (\Delta x, \Delta y, \theta, d)$ soit un vecteur du plan image (x, y) , où Δx et Δy sont des entiers. Alors, pour toute image $f(x, y)$, il est possible de calculer la fréquence d'apparition des paires de niveaux de gris correspondant à des paires de pixels séparés par $c = (\Delta x, \Delta y, \theta, d)$. Le vecteur de séparation $c = (\Delta x, \Delta y, \theta, d)$ est défini par une distance interpixels d et un angle interpixels θ . Si les valeurs de niveaux de gris varient de 0 au plus grand niveau de quantification de l'image (par exemple, $quant_k = 255$), cette fréquence prend la forme d'une matrice P_c . La grandeur $P_c(i, j)$ représente le nombre de fois que la paire de niveaux de gris (i, j) apparaît dans une fenêtre centrée autour d'un pixel de l'image. Δx est la distance entre les deux pixels de niveaux de gris i et j selon l'axe des x (distance horizontale) et Δy est la distance entre les deux pixels de niveaux de gris i et j selon l'axe des y (distance verticale). θ est l'angle entre la droite reliant les deux pixels de niveaux de gris (i, j) et l'axe des x (axe horizontal) dans un repère euclidien. P_c est une matrice carrée d'ordre $quant_k$ dont les indices sont les valeurs de niveaux de gris des pixels de l'image.

Il est communément admis que toute l'information texturale dérivable des matrices de co-occurrence est obtenue pour les angles 0° , 45° , 90° et 135° , avec une distance interpixels égale à 1 ou 2, en x et en y . En règle générale, plus grands sont les éléments diagonaux de la matrice de co-occurrence, plus la texture est homogène dans la zone d'image considérée. La fenêtre utilisée pour le calcul de P_c est un tableau bidimensionnel, généralement de taille impaire, dont les éléments sont les niveaux de gris d'un pixel de l'image et ceux de ses voisins. L'élément central de la fenêtre est le niveau de gris du pixel considéré et les autres éléments sont les niveaux de gris des pixels voisins. Le voisinage considéré correspond à la taille de fenêtre définie. Diverses tailles de fenêtre (3×3 , 5×5 , 7×7 , etc.) peuvent être utilisées pour le calcul de la matrice de co-occurrence. La taille de fenêtre optimale est celle qui produit une meilleure discrimination des classes de texture pour un paramètre donné. Dans cette étude, la fenêtre utilisée pour le calcul des paramètres de texture a été délimitée manuellement.

Après quelques essais, il nous est apparu que la taille de fenêtre 7×7 est convenable pour cette étude. [HARALICK et al. 1973] et d'autres auteurs [PRATT, 1991 ; ANYS et HE, 1995] ont proposé une variété de mesures pour caractériser l'information texturale à partir des matrices de co-occurrence. La signification de quelques unes de ces mesures est présentée sur le tableau 1.

Tableau 1. signification de quelques paramètres de texture.

Paramètre de Texture	Signification
Second Moment Angulaire (Energie)	Ce paramètre a une valeur faible lorsque les $p(i, j)$ ont des valeurs très proches et une grande valeur lorsque certaines valeurs sont grandes et d'autres petites.
Contraste (Inertie)	Ce paramètre a une valeur numérique importante si les $p(i, j)$ sont concentrés hors diagonale.
Corrélation	Ce paramètre a une grande valeur quand les valeurs sont uniformément distribuées dans la matrice de co-occurrence, et une faible valeur dans le cas contraire.
Variance	Ce paramètre mesure la distribution des niveaux de gris autour de la moyenne.
Homogénéité locale	Ce paramètre indique une mesure de l'uniformité des niveaux de gris de l'image.
Moment Diagonal	Ce paramètre mesure la variation locale des niveaux de gris de l'image, mais d'une façon plus lente que celle du contraste.

4.5 Analyse de texture par les paramètres d'ordre supérieur à 2

L'ordre des paramètres de texture peut être étendu à 3, 4, 5 etc. Par exemple, pour l'ordre 3 on étudie la fréquence d'apparition d'un triplet de niveaux de gris au lieu d'une paire de niveaux de gris comme dans le cas des matrices de co-occurrence. Sur le tableau 2, on présente les paramètres de texture utilisés dans cette étude pour l'établissement des vecteurs de texture et des signatures texturales, avec leurs formulations aux ordres 2, 3 et 4. Une méthode d'évaluation rapide des paramètres d'ordre 3 a été développée par les auteurs [AKONO et al. 2003b]. La généralisation de cette méthode à un ordre n quelconque a aussi récemment été établie par les mêmes auteurs [AKONO et al. 2005]. Cette méthode est rappelée dans les lignes qui suivent.

Tableau 2. expressions des paramètres de texture aux ordres 2, 3 et 4.

Différence inverse		Corrélation	
Ordre 2	$F_1 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \frac{p_c(i,j)}{1+ i-j + j-k }$	Ordre 2	$F_7 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sigma^2} p_c(i,j)$
Ordre 3	$F_1 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \frac{p_c(i,j,k)}{1+ i-j + i-k + j-k }$	Ordre 3	$F_7 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)(k-\mu_k)}{\sigma^2} p_c(i,j,k)$
Ordre 4	$F_1 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} \frac{p_c(i,j,k,l)}{1+ i-j + i-k + i-l + j-k + j-l + k-l }$	Ordre 4	$F_7 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} \left(\frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)(k-\mu_k)(l-\mu_l)}{\sigma^2} \right) \times p_c(i,j,k,l)$
Dissimilarité		Covariance	
Ordre 2	$F_2 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} [i-j] p_c(i,j)$	Ordre 2	$F_8 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} (i-\mu_i)(j-\mu_j) p_c(i,j)$
Ordre 3	$F_2 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} [i-j + i-k + j-k] p_c(i,j,k)$	Ordre 3	$F_8 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} (i-\mu_i)(j-\mu_j)(k-\mu_k) p_c(i,j,k)$
Ordre 4	$F_2 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} [i-j + i-k + i-l + j-k + j-l + k-l] p_c(i,j,k,l)$	Ordre 4	$F_8 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} [(i-\mu_i)(j-\mu_j)(k-\mu_k)(l-\mu_l)] \times p_c(i,j,k,l)$
Entropie		Variance	
Ordre 2	$F_3 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} p_c(i,j) \ln [p_c(i,j)]$	Ordre 2	$F_9 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} (i-\mu_i)^2 p_c(i,j)$
Ordre 3	$F_3 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} p_c(i,j,k) \ln [p_c(i,j,k)]$	Ordre 3	$F_9 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} (i-\mu_i)^2 p_c(i,j,k)$
Ordre 4	$F_3 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} p_c(i,j,k,l) \ln [p_c(i,j,k,l)]$	Ordre 4	$F_9 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} (i-\mu_i)^2 p_c(i,j,k,l)$
Contraste		Probabilité Maximale	
Ordre 2	$F_4 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} [(i-j)^2] p_c(i,j)$	Ordre 2	$F_{10} = \text{Max}_{0 \leq i,j \leq N_x} \{ p_c(i,j) \}$
Ordre 3	$F_4 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} [(i-j)^2 + (i-k)^2 + (j-k)^2] p_c(i,j,k)$	Ordre 3	$F_{10} = \text{Max}_{0 \leq i,j,k \leq N_x} \{ p_c(i,j,k) \}$
Ordre 4	$F_4 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} [(i-j)^2 + (i-k)^2 + (i-l)^2 + (j-k)^2 + (j-l)^2 + (k-l)^2] p_c(i,j,k,l)$	Ordre 4	$F_{10} = \text{Max}_{0 \leq i,j,k,l \leq N_x} \{ p_c(i,j,k,l) \}$
Second Moment Angulaire		Importance des Petits Nombres	
Ordre 2	$F_5 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} [p_c(i,j)]^2$	Ordre 2	$F_{12} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \frac{p_c(i,j)}{(i^2 + j^2)}$
Ordre 3	$F_5 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} [p_c(i,j,k)]^2$	Ordre 3	$F_{12} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \frac{p_c(i,j,k)}{(i^2 + j^2 + k^2)}$
Ordre 4	$F_5 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} [p_c(i,j,k,l)]^2$	Ordre 4	$F_{12} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} \frac{p_c(i,j,k,l)}{(i^2 + j^2 + k^2 + l^2)}$
Moment Différentiel Inverse		Importance des Grands Nombres	
Ordre 2	$F_6 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \frac{p_c(i,j)}{1+(i-j)^2}$	Ordre 2	$F_{13} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} (i^2 + j^2) p_c(i,j)$
Ordre 3	$F_6 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \frac{p_c(i,j,k)}{1+(i-j)^2+(i-k)^2+(j-k)^2}$	Ordre 3	$F_{13} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} (i^2 + j^2 + k^2) p_c(i,j,k)$
Ordre 4	$F_6 = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} \frac{p_c(i,j,k,l)}{1+(i-j)^2+(i-k)^2+(i-l)^2+(j-k)^2+(j-l)^2+(k-l)^2}$	Ordre 4	$F_{13} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} (i^2 + j^2 + k^2 + l^2) p_c(i,j,k,l)$

Importance de la Profondeur	
Ordre 2	$F_{14} = \frac{\sum_{i=0}^{N_x} \left(\sum_{j=0}^{N_y} p_C(i,j) \right)^2}{\sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} p_C(i,j)}$
Ordre 3	$F_{14} = \frac{\sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \left(\sum_{k=0}^{N_z} p_C(i,j,k) \right)^2}{\sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} p_C(i,j,k)}$
Ordre 4	$F_{14} = \frac{\sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \left(\sum_{l=0}^{N_t} p_C(i,j,k,l) \right)}{\sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} p_C(i,j,k,l)}$
Moment Diagonal	
Ordre 2	$F_{15} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \left(\frac{1}{2} (i-j) p_C(i,j) \right)^{\frac{1}{2}}$
Ordre 3	$F_{15} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \left(\frac{1}{2} (i-j + i-k + j-k) p_C(i,j,k) \right)^{\frac{1}{3}}$
Ordre 4	$F_{15} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} \left(\frac{1}{2} (i-j + i-k + i-l + j-k + j-l + k-l) p_C(i,j,k,l) \right)^{\frac{1}{4}}$
Moyenne	
Ordre 2	$F_{16} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} i(p_C(i,j))$
Ordre 3	$F_{16} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} i(p_C(i,j,k))$
Ordre 4	$F_{16} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} i(p_C(i,j,k,l))$
Importance des Classes	
Ordre 2	$F_{17} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} (i+j-4F_{16})^2 p_C(i,j)$
Ordre 3	$F_{17} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} (i+j+k-4F_{16})^3 p_C(i,j,k)$
Ordre 4	$F_{17} = \sum_{i=0}^{N_x} \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{k=0}^{N_z} \sum_{l=0}^{N_t} (i+j+k+l-4F_{16})^4 p_C(i,j,k,l)$
Somme des Moyennes	
Ordre 2	$F_{20} = \sum_{i=3}^{3N_x} i(p_{i,i,i}(i))$
Ordre 3	$F_{20} = \sum_{i=3}^{3N_x} i(p_{i,i,i,i}(i))$
Ordre 4	$F_{20} = \sum_{i=4}^{4N_x} i(p_{i,i,i,i,i}(i))$

4.5.1 Méthode arborescente d'évaluation des paramètres de texture

Cette méthode consiste à réduire le nombre d'opérations nécessaires au calcul de la matrice de co-occurrence. A partir de chaque pixel de l'image, on atteint tous les autres pixels entrant dans l'évaluation de la matrice de co-occurrence et on effectue directement des opérations sur ces pixels. Ce processus permet d'éviter l'évaluation et le stockage de la matrice de co-occurrence dans la mémoire centrale de la machine. Dans l'approche arborescente, le parcours des pixels de l'image ne s'effectue plus ligne après ligne et pixel après pixel, mais plutôt en suivant un arbre générique. A partir d'un pixel et en fonction de sa position, on atteint directement, en suivant une règle de connexion, les pixels voisins qui entrent dans l'évaluation du paramètre de texture. On effectue ensuite sur ces pixels les opérations nécessaires.

4.5.2 Arbre générique

L'arbre générique de calcul des paramètres de texture (figure 3) a pour racine un pixel positionné à des coordonnées (a,b) quelconques de l'image, avec la condition $a \in [0, NL[$ et $b \in [0, NC[$, où NL et NC désignent respectivement le nombre de lignes et le nombre de colonnes de l'image.

Nous généralisons donc en disant qu'à partir du pixel $f_n(a,b,d_1,d_2,\dots,d_n)$, on peut atteindre le pixel $f_{n1}(a,b,d_1,d_2,\dots,d_n,d_{n+1})$ (resp. le pixel $f_{n2}(a,b,d_1,d_2,\dots,d_n,d_{n+1})$) en respectant la règle de connexion $r_{2n-1}(d_n, \theta_n)$ (resp. la règle de connexion $r_{2n}(d_n, \theta_n+180^\circ)$), tout en respectant aussi les conditions $C_{2n-1} \dots C_{2n+1,2}$ pour chaque valeur de n ($n = 1,2,3, \dots$).

Les conditions $C_{2n-1} \dots C_{2n+1,2}$ portent sur les contraintes que doivent respecter a,b,d_1,d_2,\dots,d_n et la taille de la fenêtre de l'image. Ces contraintes sont capitales dans le traitement des pixels situés en bordure de l'image ou en bordure de la fenêtre de l'image. L'ordre du paramètre de texture à évaluer n'est rien d'autre que la profondeur de l'arbre générique. Cet ordre est égal ici à $n+1$. Sur la figure 4, on présente l'arbre générique pour le calcul des paramètres de texture d'ordre deux, pour différentes règles de connexion. Les conditions $C_{2n-1} \dots C_{2n+1,2}$ sont détaillées sur cette figure.

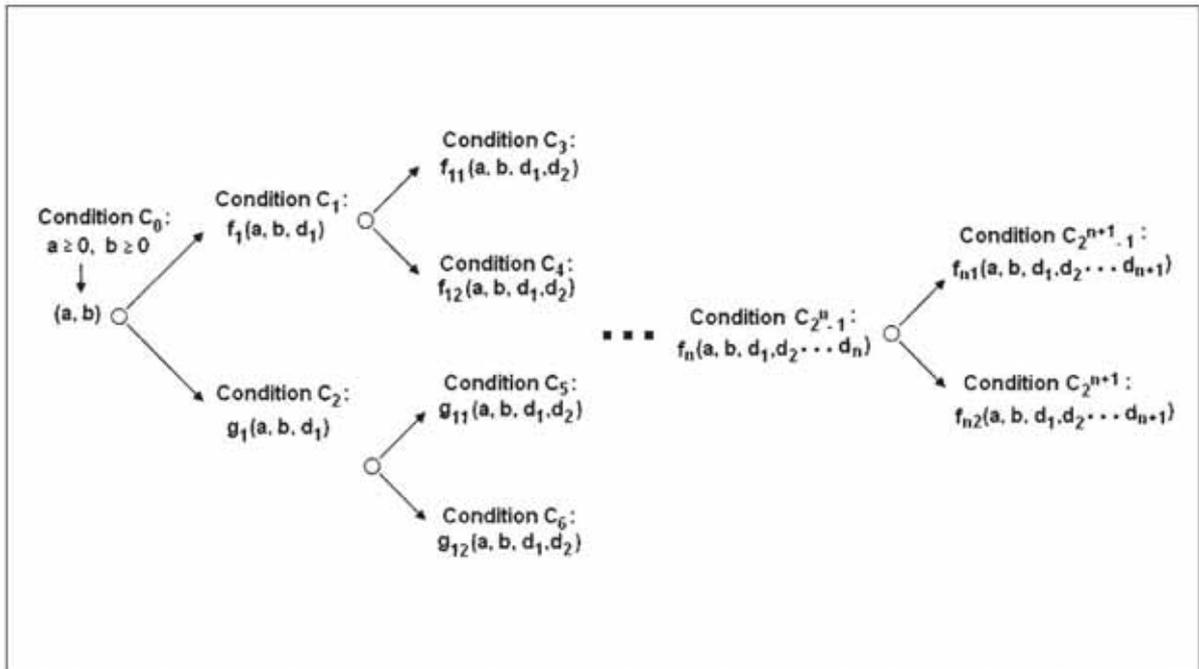


Fig. 3 arbre générique pour le calcul des paramètres de texture.

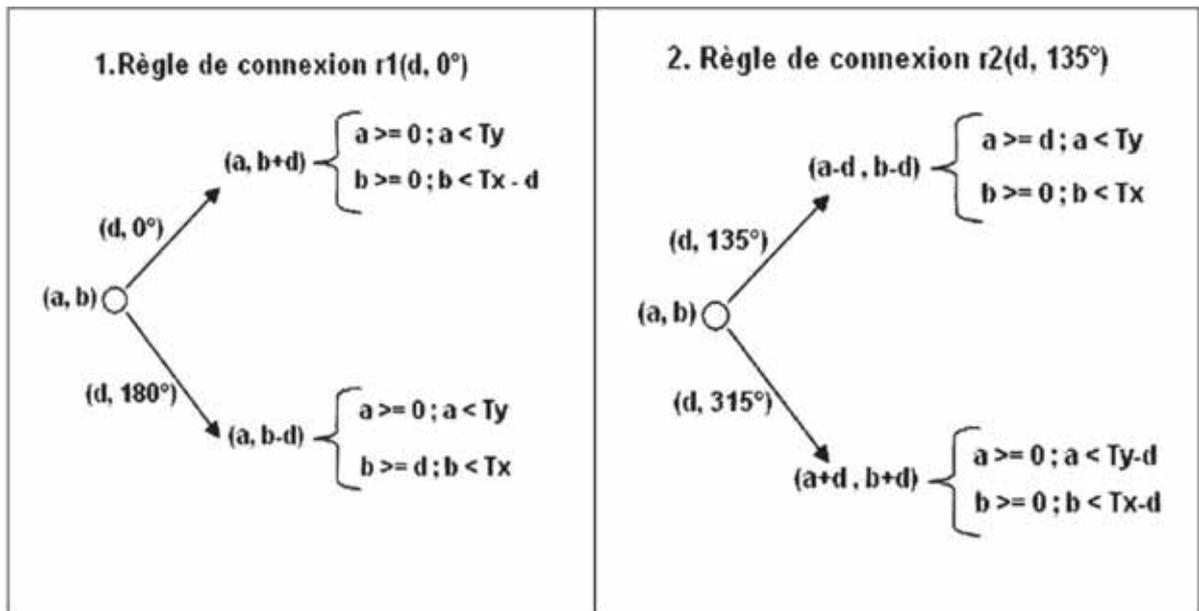


Fig. 4 arbre générique pour le calcul des paramètres de texture d'ordre 2, pour les règles de connexion r1 (d,0°) et r2 (d,135°).

4.5.3 Évaluation des paramètres de texture à partir de l'arbre générique

Intéressons nous par exemple, à l'évaluation du paramètre de texture «dissymétrie» à l'ordre deux en un pixel quelconque d'une image. La formulation classique de ce paramètre s'exprime par l'équation 2 :

$$Diss2 = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} |i-j| \times p_c(i,j) \quad (2)$$

Où N_g est le niveau de gris maximal dans la fenêtre de l'image. Comme expliqué à la section 4.3, la grandeur $P_c(i, j)$ représente le nombre de fois que la paire de niveaux de gris (i, j) apparaît dans une fenêtre centrée autour d'un pixel de l'image. Il s'agit d'une paire de niveaux de gris respectant la règle de connexion $R(d, \theta)$, c'est-à-dire que les deux pixels ayant pour niveaux de gris i et j doivent être spatialement distant d'une longueur égale à d , ce qui correspond à $\Delta x = d$ et $\Delta y = d$ (voir section 4.3). De plus, l'angle entre la droite reliant ces deux pixels et l'axe des x (axe horizontal) doit être égal à θ . Le paramètre de texture «dissymétrie» peut encore s'exprimer par l'équation 3 :

$$Diss2 = \sum_{i=0}^{N_g} \left(\sum_{j=0}^{N_g} \underbrace{|i-j| + |i-j| + |i-j| + \dots + |i-j|}_{R(i,j) \text{ fois}} \right) \quad (3)$$

La nouvelle approche que nous proposons comporte les étapes suivantes :

• **Étape 1 :** Créer un vecteur $DISS[N_g + 1]$ (c'est-à-dire un vecteur de taille $N_g + 1$) à une dimension telle que l'équation 4 soit vérifiée :

$$Diss2 = \sum_{i=0}^{N_g} DISS[i] \quad (4)$$

Cela veut dire que le vecteur $DISS[]$ se calcule par l'équation 5 :

$$DISS[i] = \sum_{j=0}^{N_g} \left(\underbrace{|i-j| + |i-j| + |i-j| + \dots + |i-j|}_{R(i,j) \text{ fois}} \right) \quad (5)$$

Étape 2 : Initialiser le vecteur $DISS[]$ à 0 (on affecte la valeur 0 à toutes les entrées du vecteur) ;

Étape 3 : Pour l'entrée i du vecteur $DISS[]$, on ajoute la quantité $|i-j|$, à condition que le pixel j existe et respecte la règle de connexion $R(d, \theta)$.

i étant le pixel en position (a, b) sur l'arbre générique (figure 3), si la condition C_1 (resp. la condition C_2) est vérifiée j sera le pixel en position $f_1(a, b, d_1)$ (resp. en position $g_1(a, b, d_1)$).

En d'autres termes, l'entrée i du vecteur $DISS[]$ sera évaluée de la manière suivante (équation 6) :

$$DISS[i] = |i-NG(a,b)| + |i-NG(f_1(a,b,d_1))| + |i-NG(g_1(a,b,d_1))| \quad (6)$$

$NG(a,b)$, $NG(f_1(a,b,d_1))$ et $NG(g_1(a,b,d_1))$ étant respectivement les niveaux de gris des pixels positionnés en (a,b) , $f_1(a,b,d_1)$ et $g_1(a,b,d_1)$ sur l'arbre générique.

Étape 4 : Répéter le processus de l'étape 3 pour toutes les entrées j du vecteur $DISS[]$, avec $j = 0, 1, \dots, N_g$. Ces entrées j représentent les niveaux de gris des pixels se trouvant dans la fenêtre image considérée. Il s'agit de la fenêtre image centrée sur le pixel courant, c'est-à-dire le pixel pour lequel on veut déterminer la valeur du paramètre de texture.

Étape 5 : Faire la somme de tous les éléments du vecteur $DISS[]$. Cette somme représente la valeur du paramètre de texture pour le pixel courant (équation 7) :

$$Diss2 = \sum_{j=0}^{N_g} DISS[j] \quad (7)$$

Les résultats produits par cette nouvelle approche et ceux produits par l'approche classique sont exactement les mêmes, mais la méthode classique nécessite l'évaluation de la matrice de co-occurrence qui est très coûteuse en temps de calcul et en espace mémoire de l'ordinateur. Ceci est dû au fait que la nouvelle formulation nécessite uniquement l'évaluation d'un vecteur à une dimension dont la taille est égale au côté de la matrice de co-occurrence. De plus, l'évaluation de la matrice de co-occurrence fait intervenir beaucoup d'opérations de multiplications imbriquées dans de multiples sommations, ce qui est coûteux en temps machine. Il est important de remarquer que cette complexité de calcul augmente avec l'ordre du paramètre de texture.

4.5.4 Exemple

Considérons par exemple la fenêtre image ci-dessous, centrée en un pixel de niveau de gris 2. Évaluons le paramètre de texture «dissymétrie» sur cette fenêtre avec la règle de connexion $R(2,45^\circ)$.

0	1	2	4	3
4	0	0	2	3
4	4	2	0	1
4	3	2	1	2
4	2	4	4	4

a) Par l'approche nouvelle

Le niveau de gris maximal de cette fenêtre image est 4. On crée donc un vecteur DISS[] de taille 5 qu'on initialise à zéro. On calcule les 5 valeurs suivantes: DISS[0], DISS[1], DISS[3], DISS[4] suivant l'équation (7), en respectant la règle de connexion R(2,45°) et les conditions de voisinage $C_{2n-1} \dots C_{2n+1-2}$ avec $n=1$ (ordre 2). On obtient donc les valeurs suivantes:

$$\left\{ \begin{array}{l} DISS[0] = |0-4| + |0-2| = 6 \\ \\ DISS[1] = |1-4| = 3 \\ \\ DISS[2] = |2-4| + |2-3| + |2-4| + |2-3| + |2-3| + |2-0| = 9 \\ \\ DISS[3] = |3-2| + |3-2| + |3-2| = 3 \\ \\ DISS[4] = |4-4| + |4-2| + |4-4| + |4-0| + |4-2| + |4-1| = 11 \end{array} \right.$$

Le paramètre Diss2 est égal à la somme des éléments du vecteur DISS[] selon l'équation 8. On obtient:

$$Diss2 = DISS[0] + DISS[1] + DISS[2] + DISS[3] + DISS[4] = 32$$

b) Par l'approche classique

Faisons maintenant le même calcul par l'approche classique de la matrice de co-occurrence des niveaux de gris. Dans ce cas on calcule la dissymétrie dans la fenêtre considérée par la formule classique :

$$Diss2 = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} |i-j| \times P_{ij} \quad , \quad P_{ij} \text{ étant le nombre de fois}$$

que la paire de niveaux de gris (i,j) apparaît dans la fenêtre, en respectant la règle de connexion R(2,45°). On obtient le résultat suivant:

$$\begin{aligned} Diss2 &= (|0-1| \times P_{01}) + (|0-2| \times P_{02}) + (|0-3| \times P_{03}) + (|0-4| \times P_{04}) \\ &+ (|1-0| \times P_{10}) + (|1-2| \times P_{12}) + (|1-3| \times P_{13}) + (|1-4| \times P_{14}) \\ &+ (|2-0| \times P_{20}) + (|2-1| \times P_{21}) + (|2-3| \times P_{23}) + (|2-4| \times P_{24}) \\ &+ (|3-0| \times P_{30}) + (|3-1| \times P_{31}) + (|3-2| \times P_{32}) + (|3-4| \times P_{34}) \\ &+ (|4-0| \times P_{40}) + (|4-1| \times P_{41}) + (|4-2| \times P_{42}) + (|4-3| \times P_{43}) \\ &= [(1 \times 0) + (2 \times 1) + (3 \times 0) + (4 \times 1)] \\ &+ [(1 \times 0) + (1 \times 0) + (2 \times 0) + (3 \times 1)] \\ &+ [(2 \times 1) + (1 \times 0) + (1 \times 3) + (2 \times 2)] \\ &+ [(3 \times 0) + (2 \times 0) + (1 \times 3) + (1 \times 0)] \\ &+ [(4 \times 1) + (3 \times 1) + (2 \times 2) + (1 \times 0)] \end{aligned}$$

Soit, $Diss2 = 6 + 3 + 9 + 3 + 11 = 32$.

On voit donc qu'on obtient le même résultat qu'avec la nouvelle approche. Cependant, l'approche classique est beaucoup plus complexe (plusieurs opérations de multiplications) en terme de calculs.

4.5.5 Formulation des paramètres de texture d'ordre $n > 1$ à partir de l'arbre générique

Tableau 3. formulations classiques et nouvelles des paramètres de texture d'ordre $n \geq 2$.

Paramètre de texture	Formulation	
Somme	Classique	$M = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \dots \sum_{k=0}^{N_g} \sum_{u=0}^{n-1} (n-u+1) i_u \times P_{i_1 i_2 \dots i_n}$
	Nouvelle	$M = \sum_{i=0}^{N_g} m[i]$ avec $m[i] = \sum_{u=0}^{n-1} (n-u+1) i_u$
Différence inverse	Classique	$DINV = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \dots \sum_{k=0}^{N_g} \left(\frac{P_{i_1 i_2 \dots i_n}}{1 + \sum_{u=0}^{n-1} i_u - i_{u+1} } \right)$
	Nouvelle	$DINV = \sum_{i=0}^{N_g} d(i)$ avec $d(i) = \frac{1}{1 + \sum_{u=0}^{n-1} i_u - i_{u+1} }$
Dissimilarité	Classique	$DISS = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \dots \sum_{k=0}^{N_g} \left(\sum_{u=0}^{n-1} i_u - i_{u+1} \right) \times P_{i_1 i_2 \dots i_n}$
	Nouvelle	$DISS = \sum_{i=0}^{N_g} d_s(i)$ avec $d_s(i) = \sum_{u=0}^{n-1} \sum_{v=u+1}^{n-1} i_u - i_v $
Contraste	Classique	$CONT = \sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \dots \sum_{k=0}^{N_g} \left(\sum_{u=0}^{n-1} (i_u - i_{u+1})^2 \right) \times P_{i_1 i_2 \dots i_n}$
	Nouvelle	$CONT = \sum_{i=0}^{N_g} d_c(i)$ avec $d_c(i) = \sum_{u=0}^{n-1} \sum_{v=u+1}^{n-1} (i_u - i_v)^2$
Remarques: P est le nombre de branches possible reliant des nœuds distincts de l'arbre générique à la profondeur n, à partir du noyau i. i_u et i_v sont les niveaux de gris de paires de nœuds distincts possibles sur l'arbre générique, à la profondeur n, à partir du noyau dont le niveau de gris est $i_1 = i$.		

Sur le tableau 3, on présente les expressions de quelques paramètres texture formulés par la nouvelle méthode à l'ordre $n > 1$. On y présente aussi les formulations classiques correspondantes.

4.6 Classification finale

L'image a finalement été classifiée en tenant compte des signatures texturales de 8 grandes classes d'occupation du sol bien connues dans la zone d'étude (figure 10). Le principe général de la classification utilisée comporte les étapes suivantes:

- Identifier huit classes d'occupation du sol sur l'image;
- Calculer la signature texturale en un point représentatif de chaque classe;
- Calculer la signature texturale de chaque pixel de l'image;
- Comparer la signature texturale de chaque pixel de l'image aux huit signatures des classes identifiées;
- Attribuer à chaque pixel la classe dont la signature texturale est la plus proche de la sienne.

La comparaison entre la signature texturale d'un pixel et celle d'une classe se fait par mesure de la distance euclidienne entre les deux vecteurs de texture correspondants. Des détails de cette méthode de classification peuvent être trouvés dans [AKONO et al., 2003a].

4.7 Présentation des résultats

Quatre classes d'occupation du sol ont été repérées sur l'image ERS-1 (figure 2) en fonction de la connaissance du terrain. Les signatures texturales à divers ordres ont été calculées en chaque pixel représentatif d'une classe. Le calcul a été effectué sur une fenêtre de 7×7 autour de chacun de ces pixels (le choix de cette taille est justifié à la section 4.3). La première classe est une région de mangroves. La deuxième classe est la zone urbaine. La troisième classe représente une végétation marécageuse mélangée parfois aux mangroves, et la quatrième classe est une zone de forêt dense humide. Sur les figures 5, 6, 7 et 8 on présente respectivement les signatures texturales des classes 1, 2, 3 et 4 aux ordres 2, 3 et 4. Les signatures ont été établies à base des 17 paramètres de texture suivants :

- Différence inverse ;
- Dissimilarité ;
- Entropie ;
- Contraste ;
- Second moment angulaire ;
- Moment différentiel inverse ;
- Corrélation ;

- Covariance ;
- Variance ;
- Probabilité maximale ;
- Importance des petits nombres ;
- Importance des grands nombres ;
- Importance de la profondeur ;
- Moment diagonal ;
- Moyenne ;
- Importance de classes (« cluster prominence ») ;
- Somme des moyennes.

Sur la figure 9, on présente l'évolution du facteur de discrimination des signatures texturales des diverses classes en fonction de l'ordre des paramètres de texture.

4.8 Discussion des résultats

Sur les figures 5, 6, 7 et 8, on constate que les signatures texturales des différentes classes reflètent assez bien la réalité du terrain. En effet, pour l'ensemble des zones sélectionnées, le signal rétrodiffusé radar a une valeur élevée. La zone des mangroves (classe 1), par exemple, comporte une grande variété d'espèces. Cette variété a pour conséquence l'augmentation générale de la rugosité de surface de la zone étudiée, ce qui a aussi pour conséquence directe l'augmentation du signal rétrodiffusé radar. Le même phénomène s'observe dans la zone urbaine (classe 2) où on trouve des bâtiments de hauteurs très variées. Dans un tel cas, il y a généralement un phénomène de réflexions doubles et triples du signal radar, associées à des dièdres ou des trièdres, qui augmente l'intensité du signal réfléchi. Ceci se traduit par des points brillants sur l'image. Le fait que le signal rétrodiffusé ait une valeur généralement élevée pour l'ensemble des classes a pour conséquence une augmentation très rapide de la valeur du paramètre de texture «Importance des grands nombres» (paramètre F13 sur le tableau 2). En effet, ce paramètre croît rapidement quand les valeurs de niveaux de gris sont élevées (niveaux élevés à la puissance 2 dans la matrice de co-occurrence). Ceci explique pourquoi on observe un pic significatif à l'abscisse correspondant à ce paramètre (abscisse n° 12) sur les courbes texturales des différentes classes. Par contre, la valeur de la corrélation (paramètre F7 sur le tableau 2) est très faible pour l'ensemble des classes. Ceci est dû au fait que les niveaux de gris ne sont pas distribués uniformément pour les classes étudiées. Ce phénomène est aussi relié à la grande variété des entités se trouvant sur le site d'étude.

Sur la figure 8, on voit que le facteur de discrimination des signatures texturales (équation 1) pour les diverses classes augmente avec l'ordre des paramètres de texture. Pour la classe 2, par exemple, on a un facteur de discrimination de 58 % à l'ordre 2, par rapport au facteur maximal obtenu à l'ordre 4. Pour cette même classe, on a un facteur de 81 % à l'ordre 3 par rapport au facteur maximal obtenu à l'ordre 4.

Ceci montre l'avantage qu'on a à utiliser les signatures texturales d'ordre élevé pour la classification des images RSO. Toutefois, on ne pourrait pas augmenter indéfiniment l'ordre des paramètres de texture car le temps de calcul deviendrait trop long par rapport à la capacité des machines utilisées, malgré les méthodes d'évaluation rapide développées.

Signatures texturales de la classe 1 aux ordres 2, 3 et 4

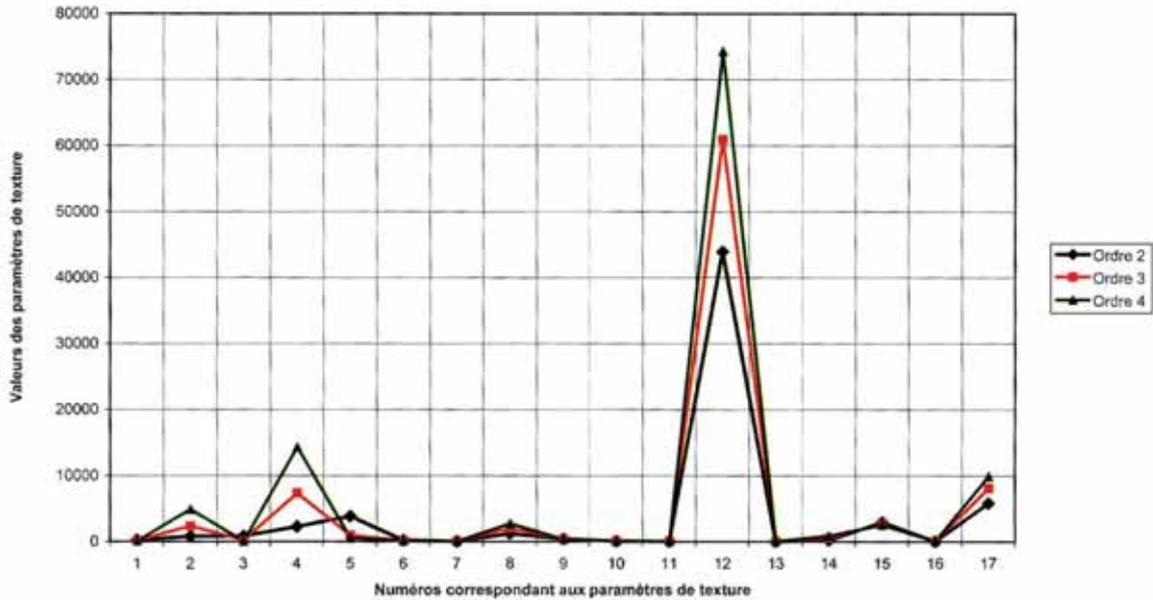


Fig. 5 signatures texturales de la classe 1 aux ordres 2, 3 et 4 .

Signatures texturales de la classe 2 aux ordres 2, 3 et 4

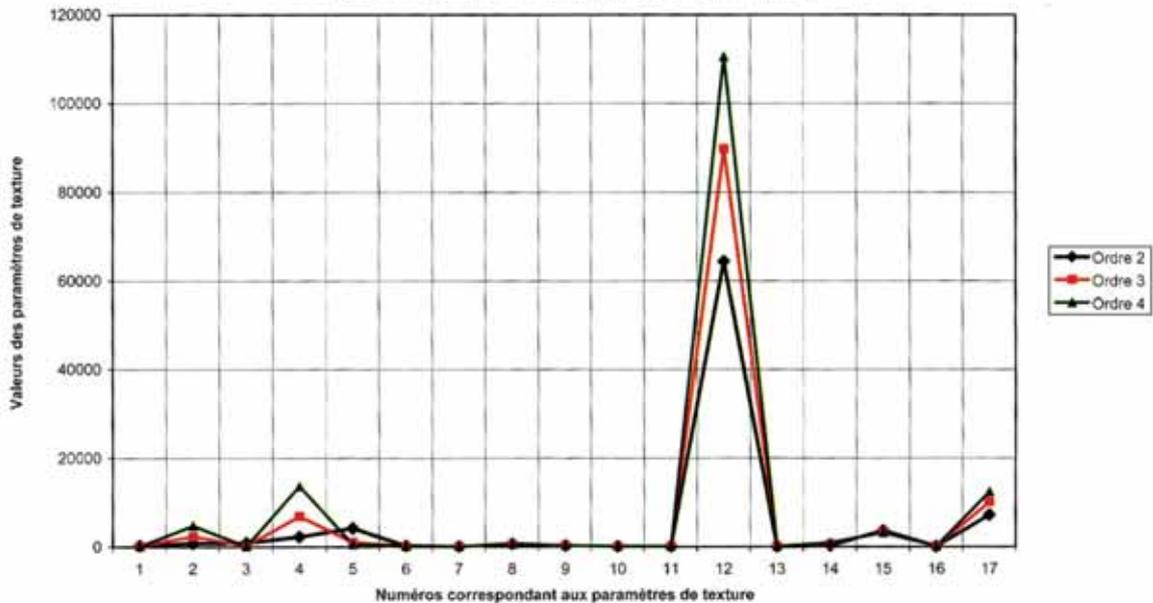


Fig. 6 signatures texturales de la classe 2 aux ordres 2, 3 et 4 .

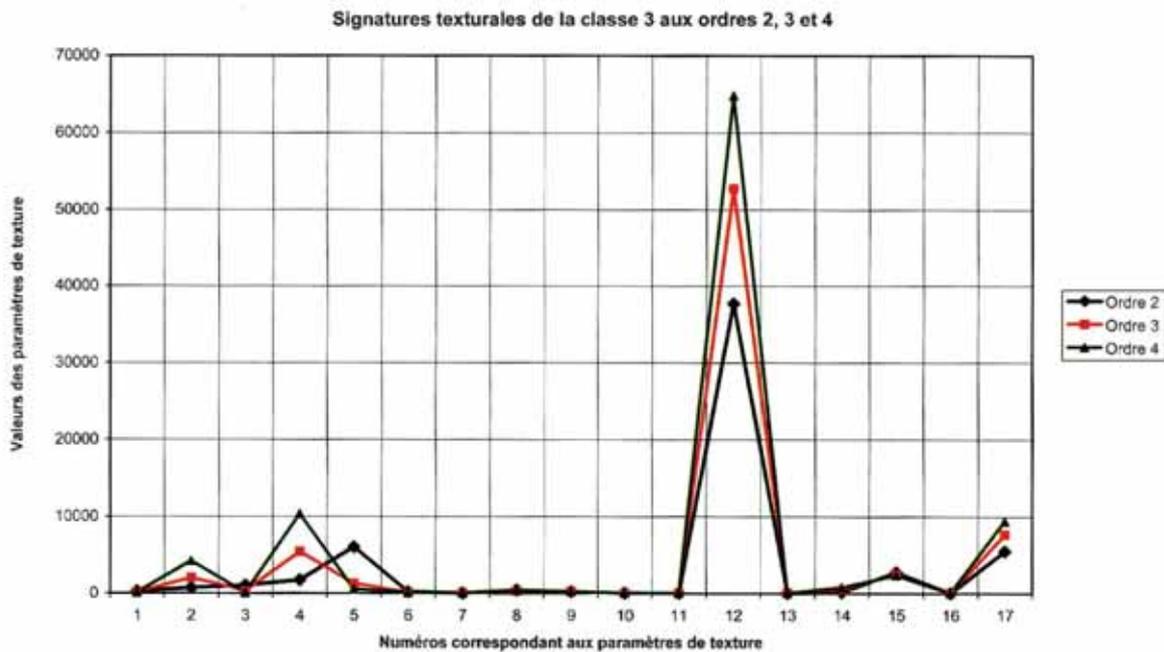


Fig. 7 signatures texturales de la classe 3 aux ordres 2, 3 et 4 .

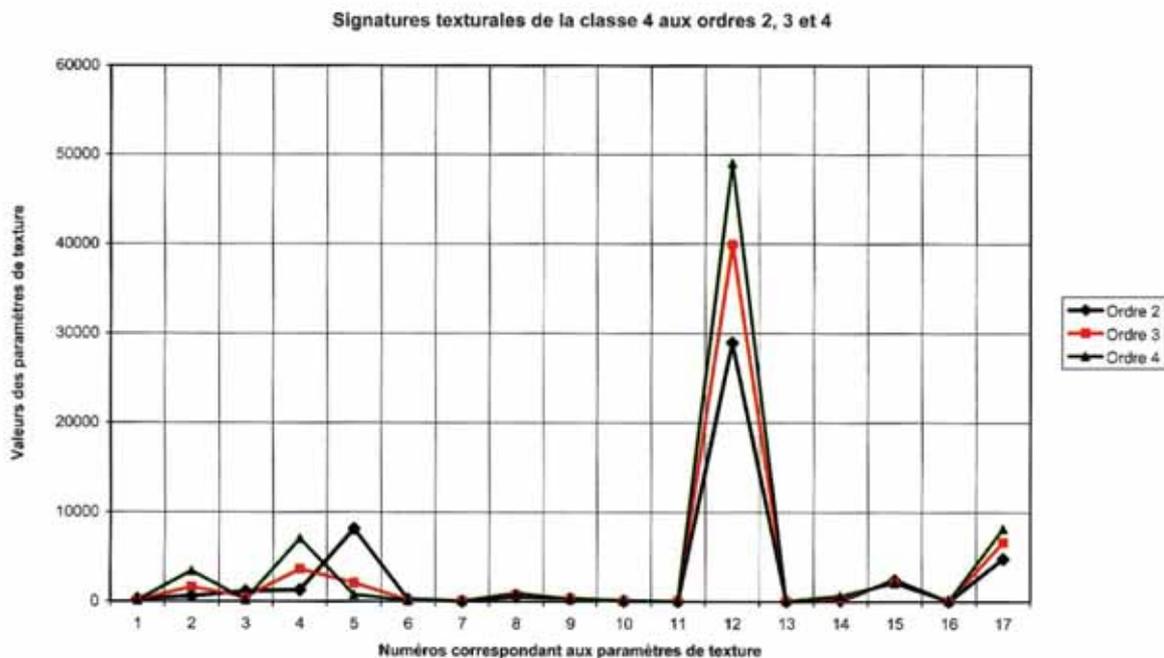


Fig. 8 signatures texturales de la classe 4 aux ordres 2, 3 et 4 .

Facteur de discrimination des signatures texturales en fonction de l'ordre des paramètres de texture

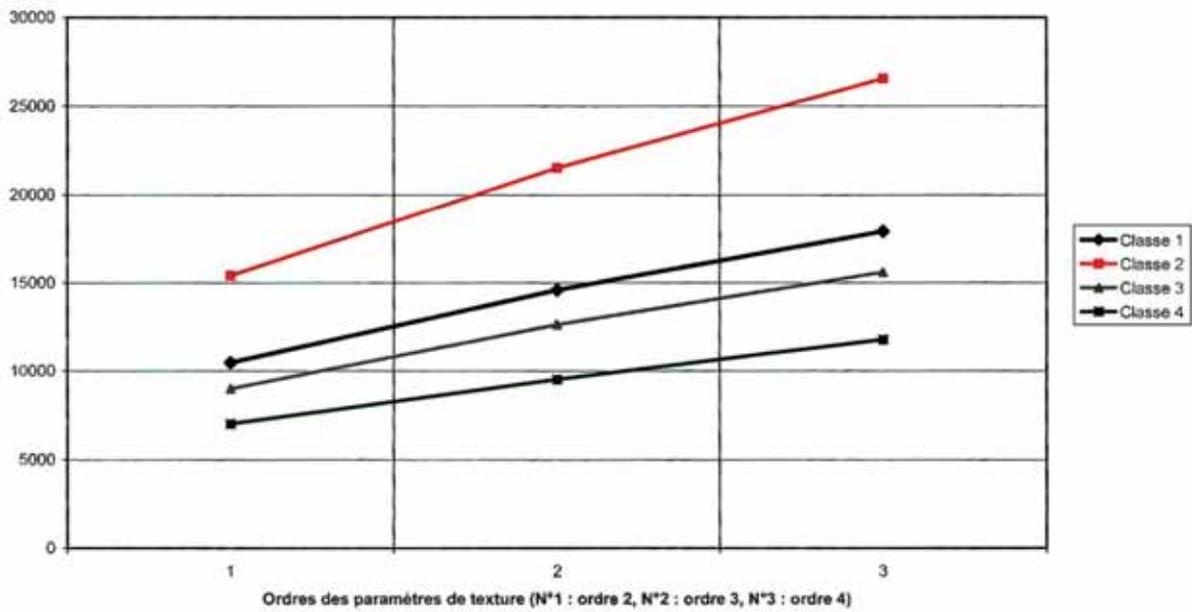


Fig. 9 facteur de discrimination des signatures texturales en fonction de l'ordre des paramètres de texture, pour les 4 classes ciblées.

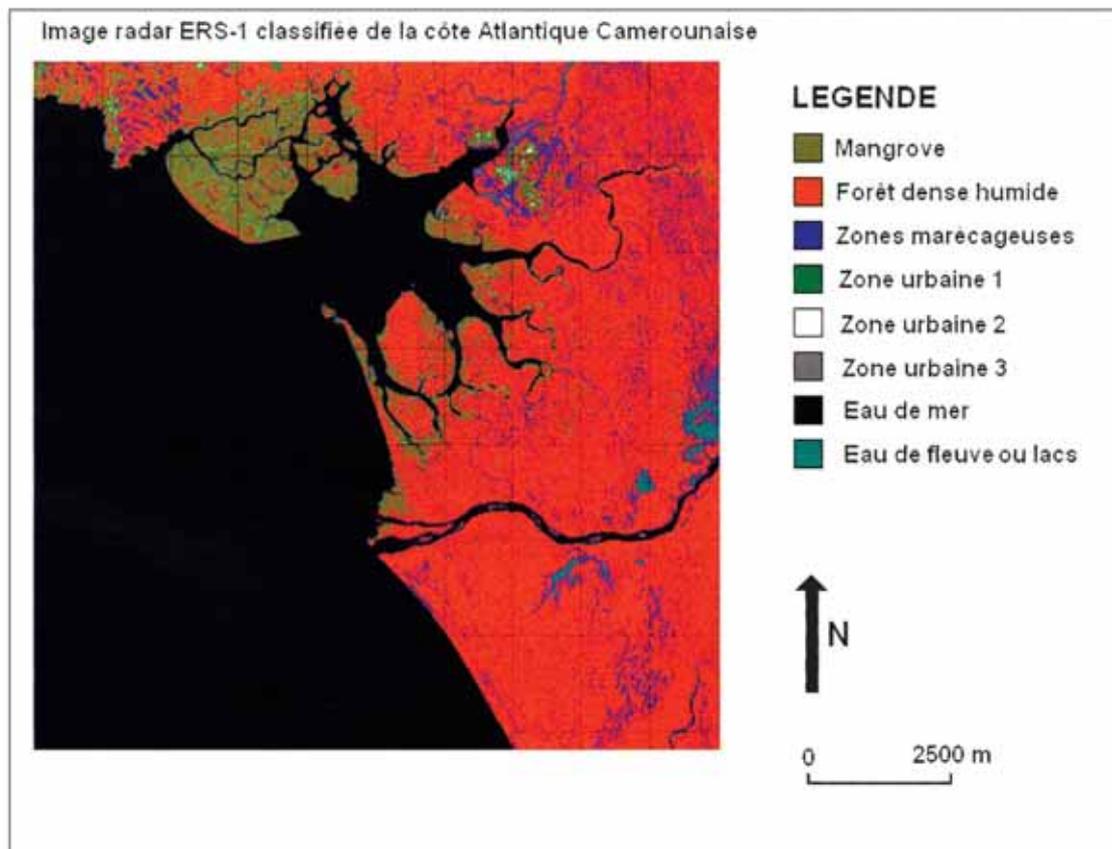


Fig. 10 image classifiée par la méthode des signatures de texture.

5. Conclusion

Le but de cette étude consistait à montrer que les paramètres de texture d'ordre élevé produisent une meilleure discrimination des classes d'occupation du sol sur une image radar à synthèse d'ouverture. Cet objectif a été atteint. Dans ce travail, les notions de signature texturale et vecteur de texture ont aussi été présentées, ainsi que leur importance dans la discrimination des classes. Notons enfin qu'on ne peut indéfiniment augmenter l'ordre des signatures texturales dans le but de rechercher un meilleur facteur de discrimination des classes. Il a été expliqué dans cette étude qu'au-delà d'une certaine valeur, l'ordre des paramètres texturaux dégrade plutôt le facteur de discrimination des signatures de texture. Les principes présentés dans cette étude peuvent être utiles pour une classification texturale précise des images RSO.

Remerciements

Ce travail a bénéficié du concours de l'Agence Universitaire de la Francophonie (AUF) (projet «Action de Recherche en Réseau» P2-2092RR515 du Réseau Télédétection de l'AUF). Nos remerciements s'adressent aussi à l'Agence Spatiale Européenne (ESA) pour la fourniture d'images RSO des satellites ERS-1/2.

Références

- Akono, A., Talla Tankam, N., Tonyé, E. et Dzepa, C., 2005. Nouvel algorithme d'évaluation des paramètres de texture d'ordre n sur la classification de l'occupation des sols de la région volcanique du Mont Cameroun. En cours de publication dans la revue Télédétection.
- Akono, A., Tonyé, E. et Rudant, J.-P., 2003a. Classification texturale d'une image radar à synthèse d'ouverture dans une région volcanique: le cas de la région du Mont Cameroun. Télédétection, vol. 3, n° 2-3-4, p. 111 - 124.
- Akono, A., Tonyé, E., Ndi Nyoungui, A. et Rudant, J.-P., 2003b. Nouvelle méthodologie d'évaluation des paramètres de texture d'ordre trois. International Journal of Remote Sensing, vol. 24, n° 9, 10 May, 2003, p. 1957-1967.
- Anys, H. and He, D.C., 1995. Evaluation of textural and multipolarization radar features for crop classification. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 23 n° 5, p.1169-1181.
- Franklin S.E. and Peddle RD., 1989. Spectral texture for improved class discrimination in complex terrain. International Journal of Remote Sensing, Vol. 10 n° 8, p. 1437-1443.
- Haralick, RM., Shanmugan, K. and Dinstein, I., 1973. Textural features for image classification. IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, vol. 3, p. 610-621.
- Jukka, H. and Aristide V., 1998. Land cover/land use classification of urban areas: a remote sensing approach. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, vol. 12 n° 4, p.475-489.
- Lee, J.S., 1980. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2 (2).
- Linders, J., 2000. Comparison of three different methods to select feature for discriminating forest cover types using SAR imagery. International Journal of Remote Sensing, vol. 21, n° 10, p. 2089 - 2099.
- Lucieer A., Stein A., Fisher P., 2005. Multivariate texturebased segmentation of remotely sensed imagery for extraction of objects and their uncertainty. International Journal of Remote Sensing, vol. 26, n° 14, p. 2917 - 2936.
- Pratt, W.K., 1991. Digital image processing. Second edition, Wiley, New-York, NY.
- Puissant, A., Hirsch, J., Weber, C., 2005. The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery. International Journal of Remote Sensing, vol. 26, n° 4, p. 733 - 745.
- Randen, T. and Husoy, J.H., 1999. Filtering for Texture Classification: a comparative study. IEEE Transactions PAMI, vol. 21, n° 4, p. 291-310.
- Reed, T.R. and Hans Du Buf, J.M., 1993. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques. CVGIP: Image Understanding, vol. 57, n° 3, p. 359-372.
- Ulaby, F.T., Kouyate F., Brisco B. and Lee W.T.H., 1986. Texture information in SAR images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 24, n° 2, p. 235-245.