Télédétection, 2006, vol. 6, n° 4, p. 249-261
© 2006 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions Scientifiques GB*

ÉTUDE COMPARATIVE DE PARAMÈTRES DE TEXTURE D'ORDRE DEUX ET TROIS POUR UNE CLASSIFICATION D'IMAGES RSO DANS UN CONTEXTE DE MULTI-RÉSOLUTION HIÉRARCHIQUE

Alain AKONO, Emmanuel TONYÉ et André NDI NYOUNGUI

Laboratoire d'électronique et de traitement du signal (LETS),
École nationale supérieure polytechnique de Yaoundé,
Université de Yaoundé I, B.P. 8390 Yaoundé, Cameroun
Téléphone : (237) 222-4547 ; télécopie : (237) 222-4547
Courriel : aakono@yahoo.com, tonyee@hotmail.com, ndiandre@yahoo.fr

Soumis le 11 avril 2006 ; révisé le 21 juin 2006 ; accepté le 23 novembre 2006

Le but de cet article consiste à faire une comparaison de la performance de deux classifications texturales effectuées sur une image radar à synthèse d'ouverture (RSO) et des images dégradées spatialement à partir de cette dernière. L'une des classifications se fait avec des paramètres de texture d'ordre deux tandis que l'autre est effectuée avec des paramètres de texture d'ordre trois. Étant donné qu'on est souvent amené à réduire les images RSO de très grande taille par des techniques de multi-résolution hiérarchique, il est intéressant d'étudier la robustesse des paramètres de texture lors d'une classification effectuée sur de telles images, au fur et à mesure que la résolution est réduite. Il ressort de cette étude, d'une part, que la séparabilité des classes subit une dégradation à partir de l'image du deuxième niveau de l'échelle de multi-résolution et, d'autre part, que les paramètres de texture d'ordre trois offrent une séparabilité moyenne des classes supérieure de 68,7 % à celle offerte par les paramètres de texture d'ordre deux sur l'ensemble des images de l'échelle multi-résolution.

Mots-clés : vecteur de texture, signature texturale, classification texturale, séparabilité des signatures texturales, radar à synthèse d'ouverture, multi-résolution hiérarchique.

A COMPARATIVE STUDY OF TEXTURAL PARAMETERS OF ORDERS TWO AND THREE FOR THE CLASSIFICATION OF A SAR IMAGE IN A HIERARCHICAL MULTI-RESOLUTION CONTEXT.

The purpose of this paper consists in comparing the performance of two textural classifications applied to synthetic aperture radar (SAR) image and its spatially degraded sub-images. The first of the classifications is carried out using order two textural parameters whereas the second is made using order three textural parameters. Given that large size SAR images are often reduced using hierarchical multiresolution techniques, it is interesting to study the robustness of textural parameters during a classification made on such images, as the resolution is reduced. It stands out from this study that class separability sustains a degradation from the second level image of the multiresolution scale and, that order three textural parameters offer an average class separability superior to 68,7 % compared to that offered by order two textural parameters on the set of images of the multi-resolution scale.

Keywords : texture vector, textural signature, textural classification, textural signature separability, synthetic aperture radar, hierarchical multi-resolution.

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 et *al.* (2005) proposent une méthode de segmentation basée sur des paramètres de texture multivariés 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, c'est-à-dire 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. La reconnaissance du couvert forestier est ensuite effectuée par la méthode des réseaux de neurones. Dans Puissant 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 multibandes. Dans cette étude, les paramètres de texture du second ordre de 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. Franklin et Peddle (1989) ont utilisé un mélange de données spectrales, orographiques (altitude, pente, aspect et courbure de la pente, et relief) et des statistiques de

co-occurrence du second ordre pour la classification d'images HRV de 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 l'identification des classes ayant une hétérogénéité interne et des formes structurales. Les classes homogènes sur le terrain sont caractérisées adéquatement par l'information spectrale seule, mais les classes contenant des mélanges de types de végétation ou fortement structurelles 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 ainsi qu'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 (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, 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 des 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. On peut aussi citer les travaux de recherche de Calway (1993) et de Hsu et *al*. (1993) axés sur une analyse par Fourier utilisant une transformée appelée transformée de Fourier multirésolution (TFM). Cette transformée est actuellement étudiée à travers ses applications en analyse de signal audio, analyse d'image et notamment pour l'analyse de texture. La TFM, généralisation des transformées en ondelettes et de Gabor, est spécifiquement désignée pour une analyse de Fourier multi-échelle et semble fournir une représentation locale bien adaptée à la segmentation. Cette transformée constitue une amélioration de la transformée en ondelettes car elle fournit une représentation complète dans le domaine fréquentiel à chaque échelle, donc étant capable d'analyser chaque région de l'image sur tout un domaine fréquentiel. Toutes les caractéristiques de cette TFM font apparaître une souplesse nouvelle par rapport aux transformées en ondelettes (Calway, 1993 ; Hsu et *al*., 1993). L'ordre du paramètre est très important en matière d'analyse de texture par l'approche des paramètres statistiques. En effet, l'ordre 2 qui est le plus classique ne permet pas toujours d'identifier tous les constituants d'une texture d'image RSO. Au delà de l'ordre 5, il a été prouvé que la qualité de discrimination d'image par cette approche est détériorée (Wang, 1994). Un ordre supérieur à 2 et inférieur à 5 permettra ainsi de mieux discriminer une image RSO (Tonye et *al*., 2005). Dans cette étude, des paramètres statistiques de texture d'ordre deux et trois, issus de la matrice de cooccurrence, sont utilisés pour extraire cinq classes d'occupation du sol dans une zone urbaine, sur une image RSO de ERS-2, dans un contexte de multi-résolution hiérarchique.

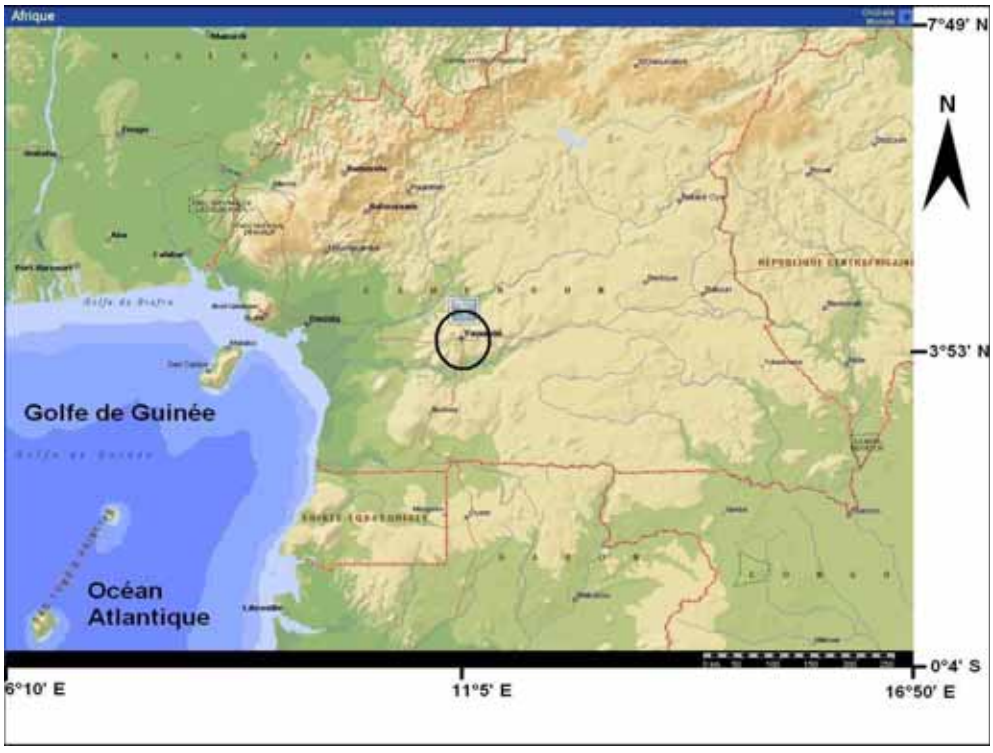


FIGURE 1 : Présentation du site d'étude (source : Encyclopédie Encarta, édition de 1998).
Presentation of the study site (source : Encarta Encyclopedia, 1998

2. SITE D'ÉTUDE

La ville de Yaoundé, capitale de la république du Cameroun et chef-lieu de la province du Centre est située à la longitude 11° 31' est et à la latitude 3° 52' nord (figure 1). Yaoundé fut fondée en 1888 sous administration coloniale allemande. La ville est située au cœur d'une région productrice de cacao, de bananes et de café. Parmi les principaux produits manufacturés dans la ville figurent le tabac, les huiles végétales, les produits laitiers et palmiers, les briques et les tuiles, l'artisanat, le bois et le savon, tandis qu'à proximité se trouvent des mines d'or et de titane. Yaoundé abrite par ailleurs de nombreux bâtiments administratifs, l'institut Pasteur pour la recherche biomédicale et l'Université de Yaoundé I. La figure 2 présente une carte de la ville de Yaoundé en l'an 2003.

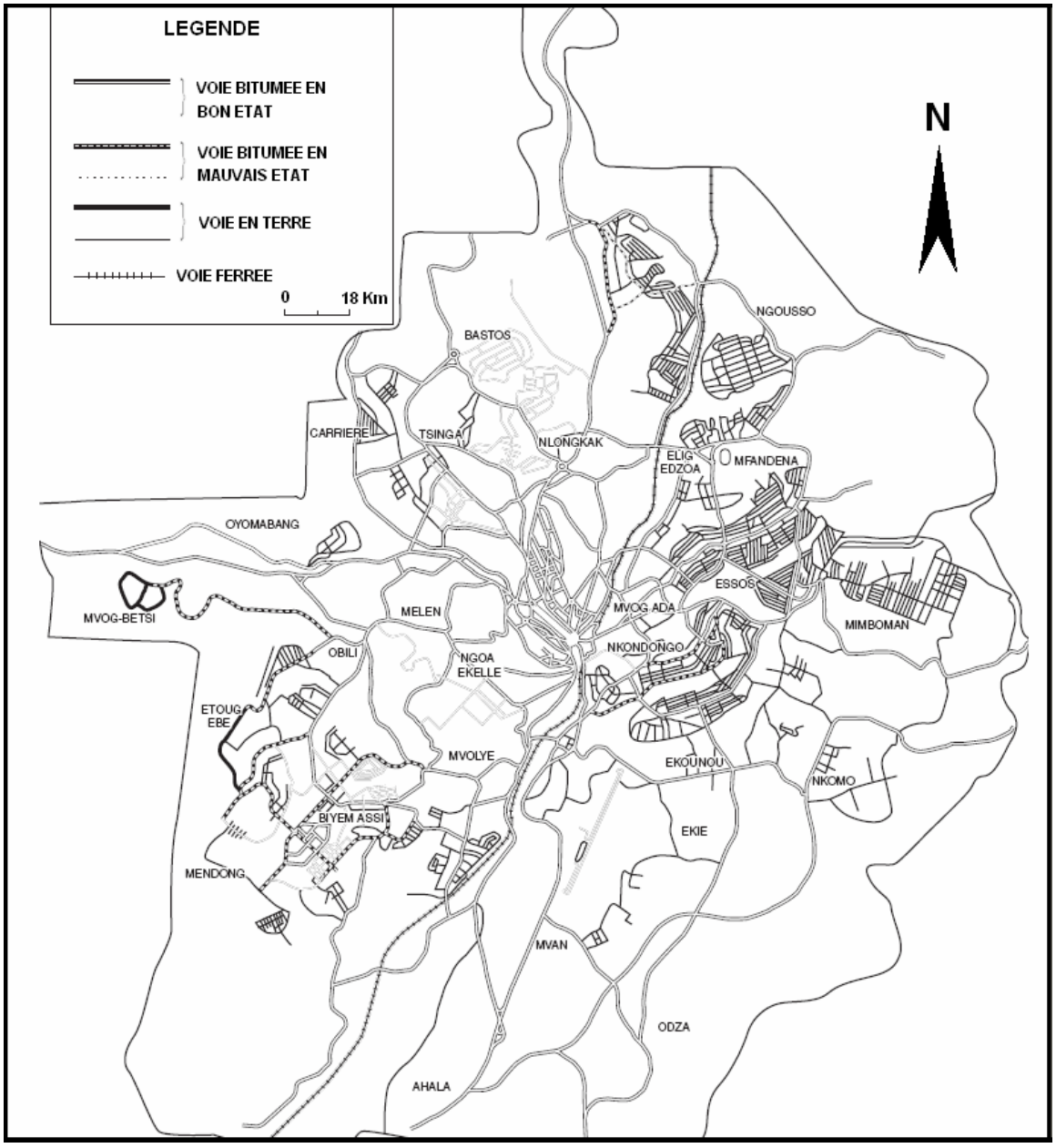


FIGURE 2 : Carte de la ville de Yaoundé en l'an 2003 (source : équipe de chercheurs associée au LETS). *Map of Yaoundé in 2003 (source : research team associated with the LETS).*

3. CARACTÉRISTIQUES DE L'IMAGE UTILISÉE

L'image principale utilisée dans cette étude est une image RSO du satellite ERS-2, acquise en bande C et en polarisation verticale VV, sur la région de Yaoundé en 1999 (figure 3). La résolution spatiale initiale de cette image est de 25 m x 25 m (niveau 0), mais les images traitées dans cette étude ont subi des réductions multi-résolution de 1er, de 2e et de 3e niveau, ce qui a amené la taille d'un pixel respectivement à 50 m x 50 m, 100 m x 100 m et 200 m x 200 m.

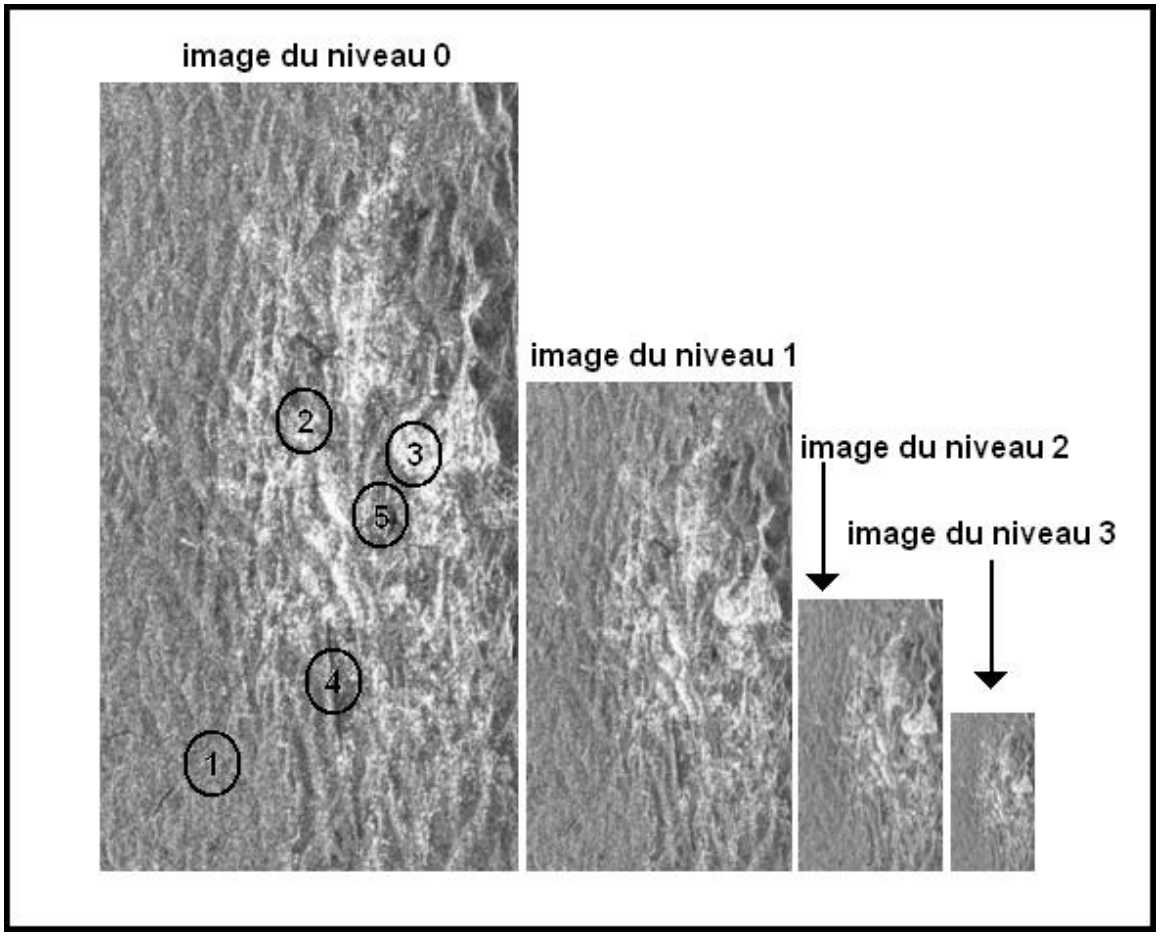


FIGURE 3 : Image ERS-2 de la ville de Yaoundé à divers niveaux de résolution (niveau 0 : 25 m, niveau 1 : 50 m, niveau 2 : 100 m, niveau 3 : 200 m). Les différentes zones étudiées (classes) sont référencées par des chiffres encerclés sur l'image de niveau 0. *ERS-2 image of Yaoundé at various levels of resolution (level 0 : 25 m, level 1 : 50 m, level 2 : 100 m, level 3 : 200 m). The different areas under study (classes) are referenced by circled numbers on the level 0 image.*

4. MÉTHODOLOGIE

4.1. Analyse de texture

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 séparabilité des signatures texturales. Il convient aussi de préciser ici que l'image RSO traitée a préalablement subi un filtrage par la méthode de Lee (1980), dans le but de réduire le bruit de chatoiement.

4.1.1. Vecteur 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 et b).

4.1.2. Signature texturale

La signature texturale ou encore signature de texture est une représentation du vecteur de texture. C'est 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.

4.1.3. Séparabilité des signatures texturales

La séparabilité de deux signatures texturales mesure l'écart entre les classes représentées par ces signatures. La séparabilité de deux signatures texturales est donc équivalente ici à la séparabilité des deux classes représentées par ces signatures. La séparabilité relative de deux signatures texturales se calcule de la façon suivante (équation 1) :

$$S_{12} = \frac{\left(\sum_{i=1}^{N_p} \left(S_1(i) - S_2(i) \right)^2 \right)}{\left(\sum_{i=1}^{N_p} \left(S_1(i) \right)^2 \right)} \qquad (1)$$

Dans l'équation 1, S_{12} représente la séparabilité de la signature S_2 par rapport à S_1, i est un indice représentant un paramètre de texture et N_p est le nombre de paramètres de texture utilisés pour constituer la signature texturale.

4.1.4. Analyse de texture par la méthode des matrices de co-occurrence

Un ensemble de mesures de texture d'ordre 1 a 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 présente 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. Pour recueillir la majeure partie de l'information texturale dérivable des matrices de co-occurrence, on combine souvent les calculs de texture pour les angles 0°, 45°, 90° et 135°, avec une distance inter-pixels égale à 1 ou 2, en x et en y (Anys and He, 1995 ; Haralick *et al*., 1973). 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 x 3, 5 x 5, 7 x 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 x 7 est convenable. Cette taille est appliquée sur l'image de base et une taille de 3 x 3 est utilisée pour les images de niveaux inférieurs sur l'échelle multi-résolution.

Haralick *et al*. 1973) et d'autres auteurs (Pratt, 1991 ; Anys and 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 : Présentation de quelques paramètres de texture et leur signification. *Presentation of some textural parameters and their significance.*

Paramètre de Texture	Signification
Second moment angulaire (énergie)	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.

TABLEAU 1 : Présentation de quelques paramètres de texture et leur signification. *Presentation of some textural parameters and their significance.*

4.2. Classification texturale

L'image a été classifiée en tenant compte des signatures texturales de cinq grandes classes d'occupation du sol bien connues dans la zone d'étude (tableau 2). Le principe général de la classification utilisée comporte les étapes suivantes :

1. identifier cinq classes d'occupation du sol sur l'image ;
2. calculer la signature texturale en un point représentatif de chaque classe (identifié à partir de la connaissance de terrain) ;
3. calculer la signature texturale de chaque pixel de l'image ;
4. comparer la signature texturale de chaque pixel de l'image aux cinq signatures des classes identifiées ;
5. 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 obtenus dans Akono *et al.* (2003a).

TABLEAU 2 : Présentation des classes d'occupation du sol et des coordonnées des points représentatifs de ces classes à tous les niveaux de résolution de l'image. *Presentation of the ground cover classes and the coordinates of the points representing these classes at all the resolution levels of the image.*

Classes	Caractéristiques	Coordonnées en (x, y) au niveau de résolution 0 (25 m)	Coordonnées en (x, y) au niveau de résolution 1 (50 m)	Coordonnées en (x, y) au niveau de résolution 2 (100 m)	Coordonnées en (x, y) au niveau de résolution 3 (200 m)
Classe 1	Zone périphérique (zone à couvert forestier dense)	(155, 973)	(77, 486)	(38, 243)	(19, 121)
Classe 2	Bâti moyennement dense	(296, 482)	(148, 241)	(74, 120)	(37, 60)
Classe 3	Bâti très dense	(452, 522)	(226, 261)	(113, 130)	(56, 65)
Classe 4	Routes asphaltées	(335, 839)	(167, 419)	(83, 209)	(41, 104)
Classe 5	Zones humides	(421, 619)	(210, 309)	(105, 154)	(52, 77)

Nom du paramètre de texture	**Expression à l'ordre 2**	**Expression à l'ordre 3**
Différence inverse	$F_1 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng} \frac{p_C(i,j)}{1+\lvert i-j\rvert+\lvert i-k\rvert}$	$F_1 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng} \frac{p_C(i,j,k)}{1+\lvert i-j\rvert+\lvert i-k\rvert+\lvert j-k\rvert}$
Dissimilarité	$F_2 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\left[\lvert i-j\rvert\right] p_C(i,j)$	$F_2 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng}\left[\lvert i-j\rvert+\lvert i-k\rvert+\lvert j-k\rvert\right] p_C(i,j,k)$
Entropie	$F_3 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng} P(i,j)\ln\left[p_C(i,j)\right]$	$F_3 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng} p_C(i,j,k)\ln\left[p_C(i,j,k)\right]$
Contraste	$F_4 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\left[(i-j)^2\right] p_C(i,j)$	$F_4 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng}\left[(i-j)^2+(i-k)^2+(j-k)^2\right] p_C(i,j,k)$
Second moment angulaire	$F_5 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\left[p_C(i,j)\right]^2$	$F_5 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng}\left[p_C(i,j,k)\right]^2$
Moment différentiel inverse	$F_6 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng} \frac{p_C(i,j)}{1+(i-j)^2}$	$F_6 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng} \frac{p_C(i,j,k)}{1+(i-j)^2+(i-k)^2+(j-k)^2}$
Corrélation	$F_7 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sigma^2} p_C(i,j)$	$F_7 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)(k-\mu_k)}{\sigma^2} p_C(i,j,k)$
Covariance	$F_8 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}(i-\mu_i)(j-\mu_j) p_C(i,j)$	$F_8 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng}(i-\mu_i)(j-\mu_j)(k-\mu_k) p_C(i,j,k)$
Variance	$F_9 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}(i-\mu_i) p_C(i,j)$	$F_9 = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng}(i-\mu_i) p_C(i,j,k)$
Probabilité maximale	$F_{10} = \underset{0\le i,j\le Ng}{\text{Max}}\left\{p_C(i,j)\right\}$	$F_{10} = \underset{0\le i,j,k\le Ng}{\text{Max}}\left\{p_C(i,j,k)\right\}$
Importance des petits nombres	$F_{11} = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng} \frac{p_C(i,j)}{(i^2+j^2)}$	$F_{11} = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng} \frac{p_C(i,j,k)}{(i^2+j^2+k^2)}$
Importance des grands nombres	$F_{12} = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}(i^2+j^2) p_C(i,j)$	$F_{12} = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng}(i^2+j^2+k^2) p_C(i,j,k)$
Importance de la profondeur	$F_{13} = \frac{\sum_{i=0}^{Ng}\left(\sum_{j=0}^{Ng} p_C(i,j)\right)^2}{\sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng} p_C(i,j)}$	$F_{13} = \frac{\sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\left(\sum_{k=0}^{Ng} p_C(i,j,k)\right)^2}{\sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng} p_C(i,j,k)}$
Moment diagonal	$F_{14} = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\left(\frac{1}{2}(\lvert i-j\rvert) p_C(i,j)\right)^{\frac{1}{2}}$	$F_{14} = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng}\left(\frac{1}{2}(\lvert i-j\rvert+\lvert i-k\rvert+\lvert j-k\rvert) p_C(i,j,k)\right)^{\frac{1}{2}}$
Moyenne	$F_{15} = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng} i\left(p_C(i,j)\right)$	$F_{15} = \sum_{i=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng} i\left(p_C(i,j,k)\right)$
Importance des classes	$F_{16} = \sum_{k=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}(i+j-4F_{15})^3 p_C(i,j)$	$F_{16} = \sum_{k=0}^{Ng}\sum_{j=0}^{Ng}\sum_{k=0}^{Ng}(i+j+k-4F_{15})^3 p_C(i,j,k)$
Somme des moyennes	$F_{17} = \sum_{i=3}^{3Ng} i\left(p_{x+y}(i)\right)$	$F_{17} = \sum_{i=3}^{3Ng} i\left(p_{x+y+z}(i)\right)$

TABLEAU 3 : Présentation des 17 paramètres de texture utilisés pour constituer les signatures texturales et leurs expressions à l'ordre 2 et à l'ordre 3. *Presentation of the 17 textural parameters used to derive the textural signatures and the expression of these parameters at orders 2 and 3.*

4.3. Multi-résolution hiérarchique

La multi-résolution hiérarchique permet de représenter une image sous un format réduit. L'ensemble des images aux différentes résolutions a l'aspect d'une pyramide (figure 4), d'où le nom souvent utilisé d'approche pyramidale. Ceci présente un grand avantage en traitement d'images du fait que l'image réduite occupe moins d'espace en mémoire, ce qui permet d'accélérer les traitements. Une pyramide est une pile d'images dont l'image de base est l'image de pleine résolution (image originale). Les images d'une pyramide sont couramment désignées par I^N ou image de niveau N. I^0 est l'image de la base et l'image d'un niveau N a des dimensions représentant la moitié en largeur et en hauteur par rapport aux dimensions de l'image du niveau précédent (N-1). Des détails sur l'approche pyramidale peuvent être obtenus dans Jolion et Rosenfeld (1994). Présentons maintenant la mise en œuvre de la multi-résolution hiérarchique.

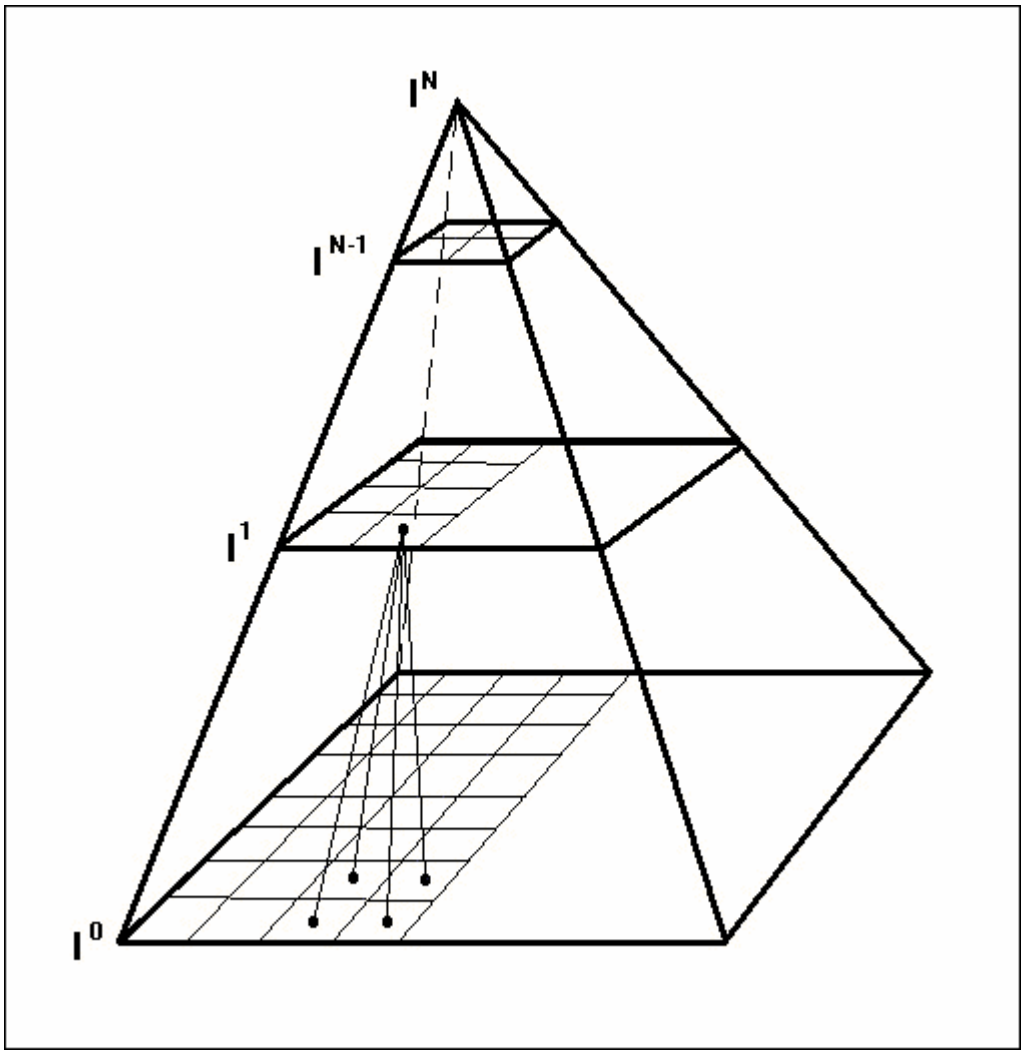


FIGURE 4 : Exemple de pyramide d'images. Ce genre de pyramide est souvent appelé pyramide quaternaire (Jolion and Rosenfeld, 1994), parce que chaque pixel d'une image de niveau N est engendré par 4 pixels de l'image du niveau précédent N-1. *Example of image pyramid. This type of pyramid is often called quaternary pyramid (Jolion and Rosenfeld, 1994) because each pixel of a level N image is generated by 4 pixels of the previous N-1 level image.*

Soit une image I de taille 2N x 2N. Nous voulons sous-échantillonner cette image par un facteur de 2. Le sous-échantillonnage de ce signal bidimensionnel doit être accompagné d'un processus de lissage afin d'enlever les hautes fréquences (bruit). Ceci est effectué à l'aide d'une convolution discrète (équation 2) :

$$G[I](i,j) = \sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{M} w(m,n)\cdot I(2i+m-z,2j+n-z) \qquad (2)$$

Dans l'expression (2), M représente la largeur du masque de convolution et z est une constante ($z=(M+1)/2$), et $(i,j)\in[0,2^{N-1}-1]\times[0,2^{N-1}-1]$. Nous dénommons l'opérateur de filtrage et d'échantillonnage G, en référence à l'opérateur Gaussien introduit par Burt (1981), quoique la fonction de pondération n'ait pas nécessairement une allure Gaussienne. Un masque non symétrique aurait pu être utilisé mais, pour simplifier, nous supposons un masque symétrique. Il est à remarquer que le nombre de pixels a été réduit de moitié à chacune des dimensions, résultant en une nouvelle image G[I] quatre fois plus petite que l'image originale I. Des applications successives du même processus de filtrage aboutissent en une représentation multi-résolution de l'image, consistant en une série d'images de tailles décroissantes (équation 3) :

$$\{I_0, I_1, \cdots, I_N\}, \quad I_0 = I, \quad I_{k+1} = G[I_k] \qquad (3)$$

Le masque de convolution peut être pair ou impair. Les propriétés de ce masque ont largement été étudiées par Burt (1981) et Meer *et al.* (1987). Cette technique a aussi été largement étudiée par Akono (1994), pour le recalage des images multisource de télédétection. Le masque utilisé dans le cadre de cette étude est un masque Gaussien dont l'expression est présentée en l'équation 4 :

$$\begin{cases} W = \begin{bmatrix} B^2 & AB & AB & B^2 \\ AB & A^2 & A^2 & AB \\ AB & A^2 & A^2 & AB \\ B^2 & AB & AB & B^2 \end{bmatrix} \\ \text{avec} \\ A = 0.37 \quad \text{et} \quad B = 0.13 \end{cases} \qquad (4)$$

5. PRÉSENTATION DES RÉSULTATS

Les premiers résultats obtenus sont les données des séparabilités moyennes de l'ensemble des signatures texturales des différentes classes, à tous les niveaux de l'échelle pyramidale d'images, aux ordres deux et trois (tableau 4). Ensuite, nous avons obtenu un ensemble de courbes superposées représentant la signature texturale de la classe 4 (routes asphaltées) sur les images de niveaux 0, 1, 2 et 3 de l'échelle multi-résolution, aux ordres 2 et 3 (figure 5), puis deux courbes correspondant à la séparabilité moyenne des signatures texturales aux ordres 2 et 3 à divers niveaux de l'échelle pyramidale des images (figure 6). Enfin, la figure 7 montre l'image classifiée, résultat de la classification texturale de l'image de niveau 0 à l'ordre 3.

TABLEAU 4 : Séparabilités moyennes des classes à l'ordre 2 et à l'ordre 3, à tous les niveaux de résolution de l'image. *Mean class separability at orders 2 and 3, at all the resolution levels of the image.*

Niveau de résolution	Ordre 2	Ordre 3	Pourcentage de supériorité de la séparabilité à l'ordre 3 par rapport à l'ordre 2.
Niveau 0	59 867	91 081	52
Niveau 1	73 245	100 903	37
Niveau 2	41 377	96 967	134
Niveau 3	21 335	41 454	94
Moyenne	48 956	82 601	68

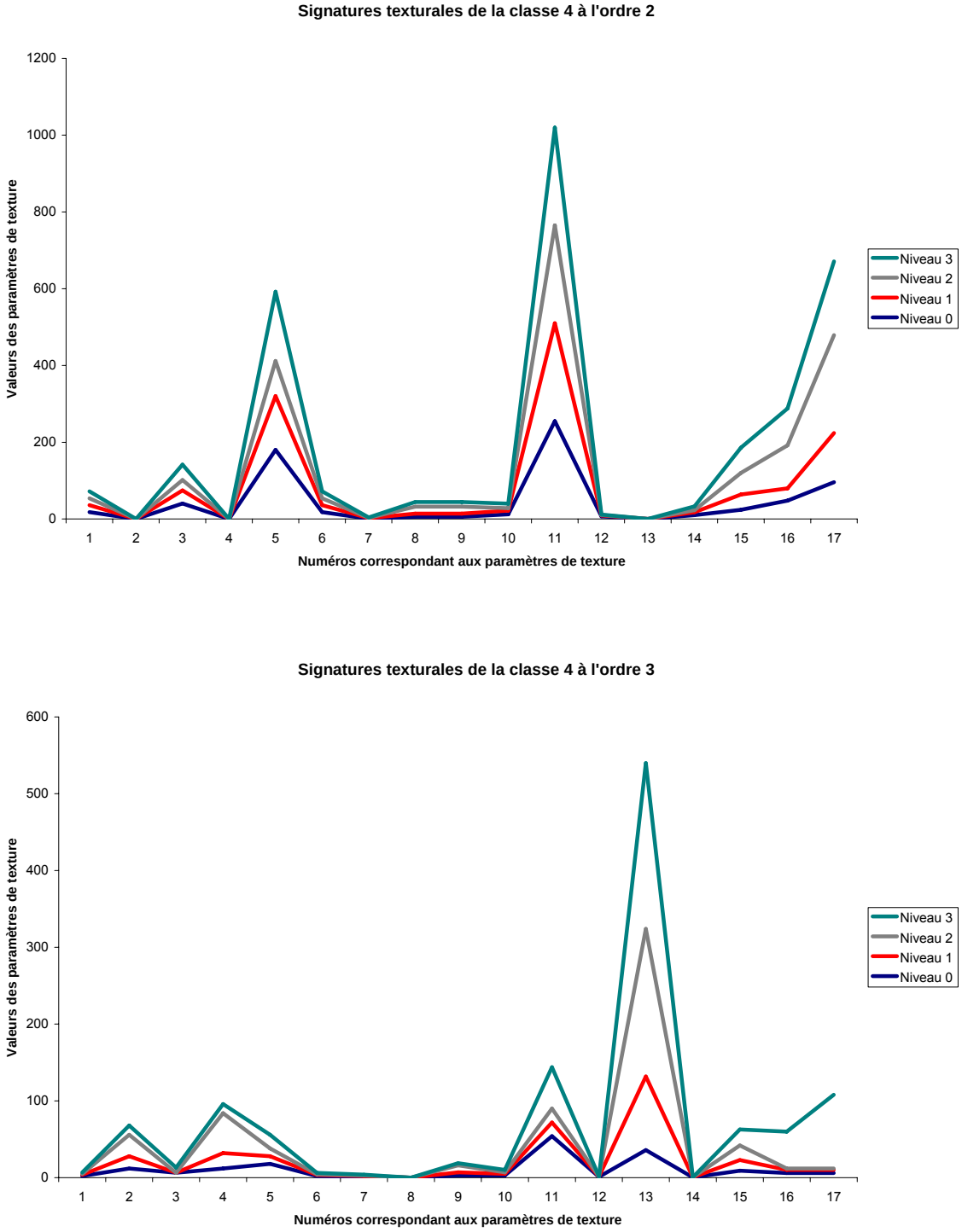


FIGURE 5 : Signatures texturales de la classe 4, à l'ordre 2 et à l'ordre 3. *Textural signatures of class 4, at order 2 and order 3.*

6. INTERPRÉTATION DES RÉSULTATS

Lorsqu'on examine le tableau 4, on constate qu'il y a une grande amélioration de la séparabilité des classes lors du passage de la classification texturale de l'ordre 2 à l'ordre 3, à tous les niveaux de l'échelle pyramidale d'images. Ce tableau montre la supériorité des paramètres texturaux d'ordre 3 par rapport aux paramètres d'ordre 2 en matière de discrimination des classes texturales. En moyenne, les paramètres texturaux d'ordre 3 offrent une séparabilité des classes supérieure de 68,7 % à celle offerte par les paramètres texturaux d'ordre 2. Ce résultat est aussi visible sur les courbes de la figure 6. Les courbes de la figure 6 montrent une dégradation de la séparabilité moyenne des classes quand on passe du niveau 1 au niveau 3 de l'échelle pyramidale d'images. Cette dégradation est due à la perte d'information occasionnée par la réduction de l'image en multi-résolution. À cause de leur ordre élevé, les paramètres texturaux d'ordre 3 mettent mieux en évidence les différences de texture entre les classes d'occupation du sol, par rapport aux paramètres d'ordre 2. Ceci explique pourquoi on obtient une meilleure séparabilité des classes avec les paramètres d'ordre 3. Il est intéressant de remarquer que, bien qu'il y ait une dégradation de la séparabilité des classes quand on progresse sur l'échelle pyramidale d'images, cette dégradation est largement compensée quand on utilise les paramètres texturaux d'ordre 3. En effet, le tableau 4 montre que la séparabilité moyenne obtenue au troisième niveau de résolution à l'ordre 3 est supérieure aux valeurs de séparabilité obtenues à tous les niveaux de résolution à l'ordre 2. En examinant la figure 5, on voit que les courbes de texture ont sensiblement la même allure à tous les niveaux de résolution, à l'ordre 2 comme à l'ordre 3. Cette observation est intéressante parce qu'elle fait constater la stabilité des signatures texturales pour la caractérisation des classes d'occupation du sol, quand on passe d'un niveau de résolution de l'image à un autre.

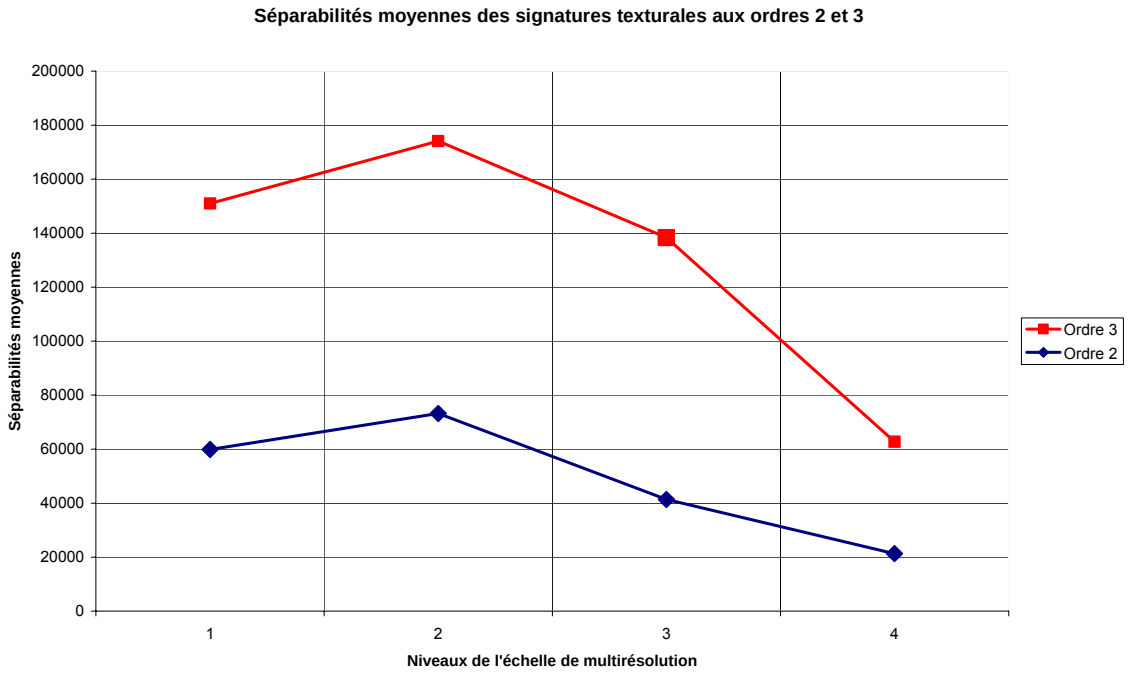


FIGURE 6 : Représentation graphique de l'évolution de la séparabilité moyenne des classes à divers niveaux de résolution de l'image, à l'ordre 2 et à l'ordre 3. *Graphic representation of the mean class separability evolution at various levels of image resolution, at order 2 and order 3.*

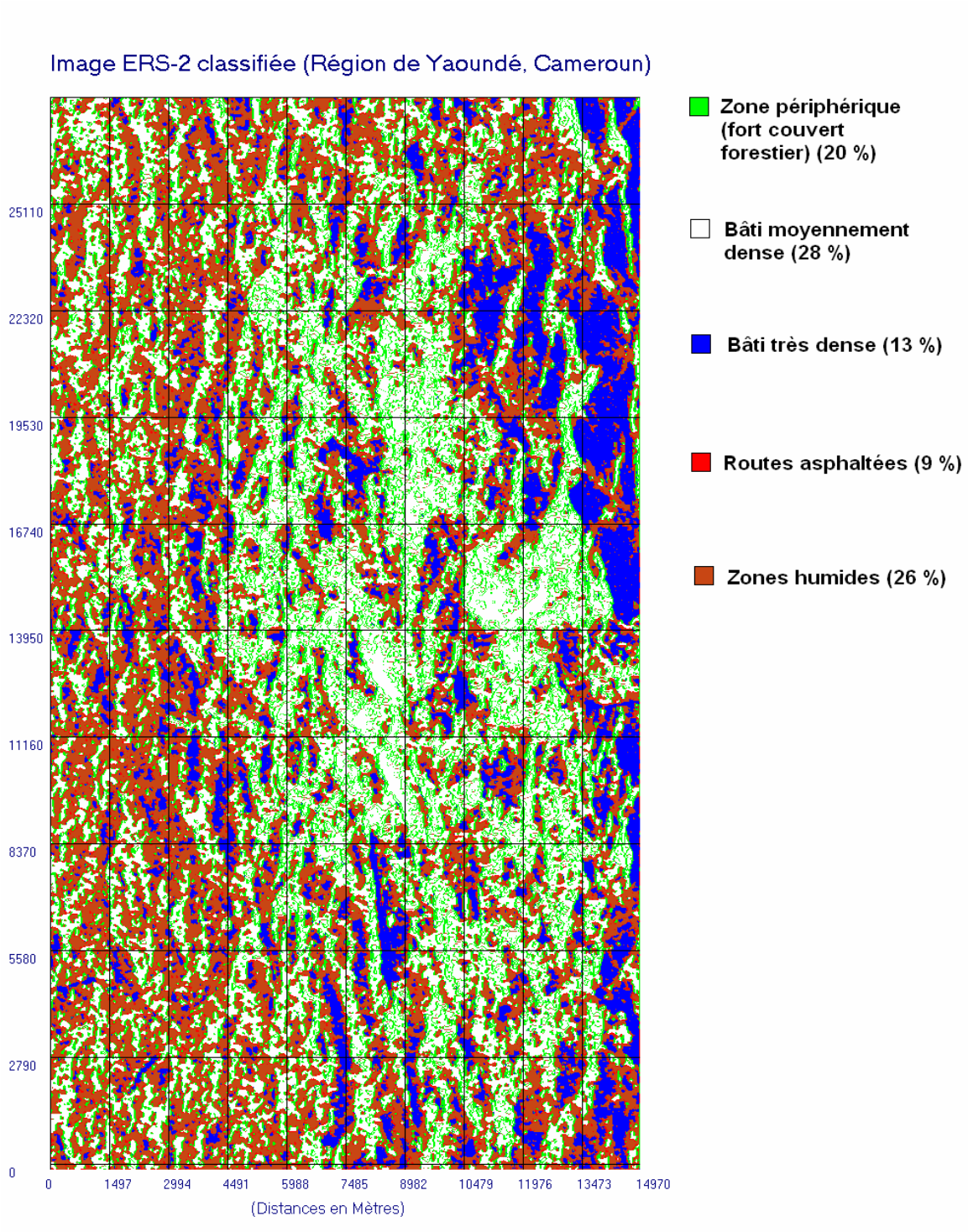


FIGURE 7 : Résultat de la classification texturale de Yaoundé à l'ordre 3 de l'image RSO de la région. *Textural classification of the SAR image of the region at order 3.*

7. CONCLUSION

Le but de cette étude est de montrer qu'il peut être utile d'utiliser des paramètres de texture d'ordre 3 plutôt que ceux d'ordre 2, pour réaliser une classification texturale dans un contexte de multi-résolution. Quoique l'utilisation des paramètres de texture d'ordre 3 exige beaucoup plus de temps de calcul dans un ordinateur, on y gagne beaucoup plus en terme de séparabilité des classes par rapport à l'utilisation des paramètres d'ordre 2. On est souvent amené à réduire la résolution des images RSO, à cause de leur taille gigantesque (parfois de 30 mégaoctets), pour pouvoir les traiter dans un espace de temps acceptable. Cette étude a

permis de montrer que la dégradation de la séparabilité des classes occasionnée par une telle réduction d'échelle peut être largement compensée par l'utilisation des paramètres de texture d'ordre 3. Cette étude a aussi permis d'expérimenter la stabilité des signatures de texture en ce qui concerne la caractérisation des classes texturales dans un contexte de multi-résolution.

On aurait pu utiliser d'autres outils d'analyse multi-résolution tel que cela a été fait dans une précédente étude (Akono *et al*., 2002). Dans ce travail, une étude comparative de quatre techniques de multi-résolution par ondelettes (Haar, Daubechies, Spline linéaire et Spline cubique) est effectuée pour la classification dirigée d'une image RSO de ERS-1 sur une région du Cameroun. Toutefois, l'utilisation de ces outils ne changerait pas les conclusions de cette étude, puisque l'avantage des paramètres d'ordre 3 est basé sur le fait que le facteur de discrimination des classes est proportionnel à l'ordre des paramètres de texture. Cet avantage est donc indépendant de l'outil d'analyse multi-résolution utilisé. Cependant, une perspective de recherche intéressante consisterait à explorer la méthode d'analyse multi-résolution pour laquelle l'avantage des paramètres de texture d'ordre 3 sur ceux d'ordre 2 serait plus prononcé. Une autre perspective consiste à explorer d'autres méthodes statistiques d'analyse de texture, en variant la taille de fenêtre, dans le but de rechercher les signatures les plus discriminantes dans un contexte de multi-résolution. Parmi ces méthodes, nous pouvons citer : la méthode des longueurs de plages, la fonction d'autocorrélation, le modèle de Markov, le modèle autorégressif et les modèles issus de la morphologie mathématique. Dans le même ordre d'idée, on pourrait aussi envisager une telle étude avec l'utilisation de l'analyse de texture par la transformée de Fourier (Hsu *et al*., 1993 ; Matsuyama *et al*., 1983).

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 du satellite ERS-2.

Références

Akono, A. (1994) Approche Orientée Objet et Pyramidale pour le Recalage des Images Multisource de Télédétection. Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure Polytechnique de Yaoundé, Yaoundé, 173 p.

Akono, A., Tonyé, E. et Nanci Yossi, R. (2002) Étude comparative de quatre techniques de multirésolution par ondelettes pour la classification des images radar à synthèse d'ouverture. Télédétection, vol. 2, n° 4, p. 267-277.

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, 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.

Burt, P.J. (1981) Fast filter transforms for image processing. Computer Graphics and Image Processing, vol. 16, p. 20-51.

Calway, A.D. (1993) Image analysis using a generalised wavelet transform. P. 1-8, *in* Institution of Electrical Engineers (réd.), Colloquium on Applications of Wavelet Transforms in Image Processing, January 1993, London.

Franklin, S.E. and Peddle, R.D. (1989) Spectral texture for improved class discrimination in complex terrain. International Journal of Remote Sensing, vol. 10, n° 8, p. 1437-1443.

Haralick, R.M., Shanmugan, K. and Dinstein, I. (1973) Textural features for image classification. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 3, p. 610-621.

Hsu, T., Calway, A. and Wilson, R. (1993) Texture analysis using the multiresolution Fourier transform. P. 823-830, The International Association for Pattern Recognition (IAPR) (réd.), *in* Proceedings of the 8th Scandinavian Conference on Image Analysis (SCIA'93), Tromso, 25-28 May 1993, London.

Jolion, J.M. and Rosenfeld, A. (1994) A pyramid framework for early vision. Multiresolutional Computer Vision. Series in Engineering and Computer Science, Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, 232 p.

Lee, J.S. (1980) Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 2, n° 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. and Fisher, P. (2005) Multivariate texture-based segmentation of remotely sensed imagery for extraction of objects and their uncertainty. International Journal of Remote Sensing, vol. 26, n° 14, p. 2917-2936.

Matsuyama, T., Miura, S.-I. and Nagao, M. (1983) Structural analysis of natural textures by Fourier transformation. Computer Graphics, Vision and Image Processing, IEEE , vol. 24, n° 3, p. 347-362.

Meer, P., Baugher, S. and Rosenfeld, A. (1987) Optimal image pyramid generating kernels. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 9, p. 512-522.

Oliver, C.J. (1993) Optimum texture estimators for SAR clutter. Journal of Physics D : Applied Physics, vol. 26, n° 11, p. 1824-1835.

Pratt, W.K. (1991) Digital image processing. 2nd edition, John Wiley and Sons, New York, 698 p.

Puissant, A., Hirsch, J. and 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. Computer Graphics, Vision and Image Processing. Image Understanding, vol. 57, n° 3, p. 359-372.

Tonyé, E., Akono, A., Rudant, J-P., Dzepa, C. et Talla Tankam, N. (2005) 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. Revue française de photogrammétrie et de télédétection, n°3, p. 3-20.

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.

Wang, L. (1994), Vector Choice in the Texture Spectrum Approach. International Journal of Remote Sensing, vol. 15, n° 18, p. 3823-3829.