Télédétection, 2002, vol. 2, n° 4, p. 267-277
Des tirés à part sont disponibles auprès de l'éditeur
Droit de photocopie soumis à l'autorisation

© 2002 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions scientifiques GB*
Imprimé en France

Étude comparative de quatre techniques de multirésolution par ondelettes pour la classification des images radar à synthèse d'ouverture

ALAIN AKONO *, EMMANUEL TONYÉ [a] et RAOUL NANCI YOSSI [b]

Laboratoire d'Électronique et de Traitement du Signal (LETS),
École Nationale Supérieure Polytechnique (ENSP) de Yaoundé,
B.P. 8390, Yaoundé, Cameroun.
Téléphone : (237) 988 86 43 ; télécopieur : (237) 223 18 41.
Courriel (;a;b) : aakono@msn.com ; tonyee@hotmail.com ; rnanci@yahoo.com*

(soumis le 17 juin 2001 ; révisé le 11 décembre 2001 ; accepté le 1er février 2002)

Le problème étudié dans ce projet est la classification d'une image radar à synthèse d'ouverture (RSO) de grande taille. En général, la réduction de la taille d'une image par les techniques de multirésolution permet de résoudre les problèmes de lenteur de traitement, de stockage et de transmission, notamment quand ces images sont traitées avec des ordinateurs de faible capacité. Cependant, la réduction de la taille d'une image cause sa dégradation, ce qui se manifeste souvent par une perte d'information. Dans ce travail, une étude comparative de quatre techniques de multirésolution 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. Pour chaque méthode, l'image est classifiée en trois classes sur quatre niveaux de résolution. Les superficies des différentes classes sont mesurées à chaque niveau de résolution et elles sont ensuite comparées à leur superficie sur l'image originale. À cause de sa grande taille, l'image originale a été scindée en deux parties sur lesquelles la classification a été effectuée. Il ressort de cette étude que la méthode de Haar produit la plus faible dégradation des classes par rapport aux autres méthodes. De façon générale, les méthodes d'ondelettes orthogonales utilisées (Haar et Daubechies) offrent la plus faible dégradation des classes par rapport aux méthodes bi-orthogonales (les splines).

Mots-clefs : Classification d'image ; transformée en ondelettes ; multirésolution.

A comparative study of four wavelet multi-resolution techniques for the classification of synthetic aperture radar images

This paper looks into the classification of a great size synthetic aperture radar (SAR) image within the Cameroonian Atlantic Coast. It is generally known that the reduction of great size images by multi-resolution techniques involves resolving storage and slowness problems, notably when such images are processed with low capacity computers. However, image reduction usually results in its damage and a loss of its information. In this work, a comparative study of four wavelet techniques (Haar, Daubechies, linear spline and cubic spline) is carried out for the supervized classification of a SAR ERS-1 image of the Cameroonian Atlantic coast. For each of these methods, the image is classified into three classes on four levels of resolution. Areas of the various classes are measured at each level of resolution. These areas are then compared to their values on the full resolution image. Because of its great size, the original image was split in two parts on which the classification was done. From this study, it is found that the Haar's wavelet method produced the least damage of classes comparing to the other methods. Generally, the orthogonal wavelet methods (Haar and Daubechies) produced the least classes damage comparing to the bi-orthogonal methods (spline wavelets).

Keywords : Image classification, wavelets transform, multi-resolution.

1. INTRODUCTION

À cause de leur aptitude à acquérir des images en tout temps, les capteurs radar sont de plus en plus utilisés dans les régions équatoriales. En effet, la couverture nuageuse quasi permanente planant au-dessus de ces régions rend l'acquisition d'informations difficile avec les capteurs du visible et du proche infrarouge. Depuis 1992, plusieurs travaux sont menés avec des images radar sur le Cameroun en vue d'étudier l'écosystème de la zone littorale (Rudant *et al.*, 1997 ; Tonyé *et al.*, 1994, 2000). Les images RSO traitées dans le domaine de la télédétection sont souvent de très grande taille (au-delà de 32 Mo). Malgré la puissance de calcul croissante des ordinateurs actuels, il reste tout de même avantageux d'avoir recours à la multirésolution hiérarchique pour pouvoir traiter de grandes images dans un délai de temps convenable.

* Correspondant principal

En plus du problème de délai temporel, il se pose un problème de transmission d'images à travers divers réseaux informatiques. Lorsque ces images sont de très grande taille, leur transmission devient difficile. Là aussi les techniques de compression d'images s'avèrent nécessaires. Cependant, la réduction d'une image de grande taille par une technique de multirésolution quelconque s'accompagne toujours d'une dégradation de ladite image. Cette dégradation s'accentue au fur et à mesure que l'image est réduite dans l'échelle de multirésolution. Il est nécessaire de connaître le degré d'altération d'une image à un niveau de résolution donné pour une application précise.

Nous nous intéressons à évaluer le degré d'altération d'une image RSO de la côte atlantique camerounaise dans le cas spécifique d'une classification dirigée, pour quatre techniques de multirésolution par ondelettes. Plusieurs travaux ont déjà été effectués dans le domaine de la classification basée sur les techniques de compression par ondelettes. Castelli *et al.* (1996) ont développé un principe de classification progressive d'images satellitaires de grande taille en utilisant la compression d'images par ondelettes. Dans leurs travaux, l'erreur de classification est évaluée lorsqu'on passe d'un niveau de résolution à un autre et la connaissance de cette erreur permet de corriger la classification de niveaux en niveaux. Tate *et al.* (1995) ont utilisé la transformée en ondelettes pour extraire des caractéristiques significatives des images pouvant être utilisées comme prédicteurs de données. Mallet *et al.* (1997) ont proposé une nouvelle technique basée sur les ondelettes adaptatives. Leur méthode vise à réduire la dimensionnalité des vecteurs des paramètres de classification et d'optimiser l'information servant à discriminer les données. Dans leur approche, la transformée en ondelettes discrète est utilisée pour produire des coefficients d'ondelette devant être utilisés pour la classification. Au lieu d'utiliser l'une des bases standard d'ondelettes, ils ont généré une ondelette optimisant un critère de discrimination spécifique.

Dans notre travail, nous faisons une étude comparative de quatre techniques de multirésolution par ondelettes, pour la classification d'une image RSO de la côte atlantique camerounaise. Cette étude permet d'évaluer la dégradation causée par chaque méthode à divers niveaux de l'échelle de résolution, selon la densité des classes impliquées. Les techniques d'ondelettes choisies dans le cadre de cette étude appartiennent à deux grandes catégories : les ondelettes orthogonales, parmi lesquelles font partie les méthodes de Haar et de Daubechies, et les ondelettes bi-orthogonales, dans lesquelles se retrouvent les méthodes spline linéaire et cubique. Il convient ici de signaler qu'un test a été effectué avec la méthode spline quadratique, mais qu'il n'a pas été concluant avec l'image traitée dans cette étude.

2. SITE D'ÉTUDE

Le site d'étude est la côte atlantique camerounaise s'étend entre les longitudes 9°11'–10°7' Est et les latitudes 2°16'–4°4' Nord (figure 1). Cette région sur l'océan Atlantique est caractérisée par un couvert forestier dense et par plusieurs espèces de mangroves. Elle a déjà fait et elle continue à faire l'objet de plusieurs études intéressant des organismes gouvernementaux camerounais. L'on s'y intéresse généralement à l'étude du couvert forestier et à l'évolution de la ligne de rivage. L'image traitée dans cette étude couvre aussi une partie de la Guinée Équatoriale, au sud du Cameroun.

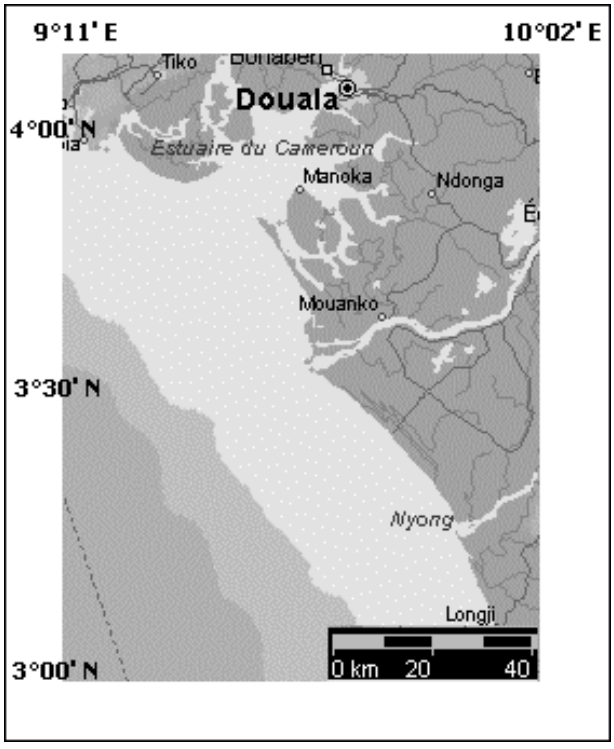


FIGURE 1 Localisation géographique de la côte atlantique camerounaise. *Geographical localization of the site of study.*

3. CARACTÉRISTIQUES DE L'IMAGE UTILISÉE

L'image principale utilisée dans cette étude est une image radar à synthèse d'ouverture du satellite ERS-1, acquise en bande C et en

polarisation verticale en 1994 (figure 2). La résolution spatiale initiale de cette image est de 25 m x 25 m, mais les images traitées dans cette étude ont subi des réductions multirésolution de 1er , de 2e , de 3e et de 4e niveau, ce qui a amené la taille d'un pixel respectivement à 50 m × 50 m, 100 m × 100 m, 200 m × 200 m et 400 m × 400 m.

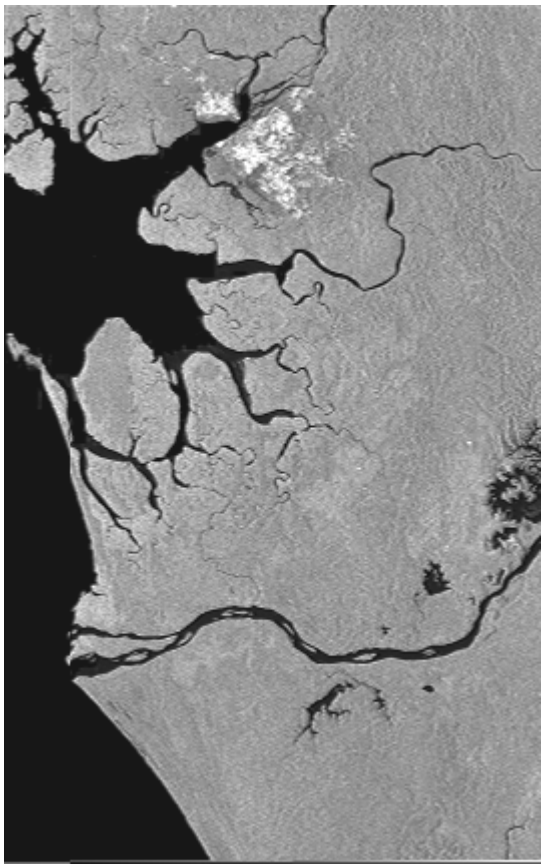


FIGURE 2 Image originale RSO de ERS-1 du site d'étude. *Original SAR ERS-1 image of the site of study.*

4. MÉTHODOLOGIE

4.1. Ondelettes et analyse multirésolution

La multirésolution hiérarchique permet de représenter une image sous un format réduit. L'ensemble des images aux différentes résolutions a l'aspect d'une pyramide, 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 une résolution double par rapport à la résolution de l'image du niveau précédent (N – 1). Plusieurs études sur l'analyse multirésolution des images ont déjà été effectuées (par exemple, par Burt, 1984, et Meer *et al.,* 1987). Les ondelettes permettent de représenter la différence d'information existant entre le signal de départ et son approximation à une résolution plus grossière. Nous allons brièvement présenter le principe et les exemples d'ondelettes utilisées.

4.1.1. Principe des ondelettes

Les ondelettes sont des fonctions obtenues à partir d'une fonction $\psi(t)$ de la variable t, dont les supports dans les domaines fréquentiels et spatial (temporel) sont limités. Localisée et oscillante, $\psi(t)$ engendre les autres ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ lorsqu'elle est contractée et translatée par un paramètre b. Les ondelettes ainsi générées sont définies par :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \text{ avec } a > 0,\ b \in R \qquad (1)$$

où a est le paramètre d'échelle ou de dilatation et b le paramètre de translation. Une ondelette est seulement une copie translatée représentée dans une autre échelle d'une fonction unique $\psi(t)$ appelée ondelette-mère.

Grossman et Morlet (1984) ont démontré que, si $\psi(t)$ est à valeurs réelles alors l'ensemble des $\psi_{a,b}(t)$ peut être utilisé comme base orthonormée. Autrement dit, tout signal d'énergie finie peut s'écrire comme une combinaison linéaire d'ondelettes $\psi_{a,b}(t)$. Les coefficients d'ondelettes d'une fonction f (t) sont définis par :

$$C(a,b) = K \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \cdot \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \cdot dt \qquad (2)$$

où $K = \frac{1}{\sqrt{a}}$ est le facteur de normalisation.

Le coefficient d'échelle $a > 0$ permet donc d'utiliser une gamme très étendue d'échelles pour analyser le signal.

4.1.2. Ondelettes de Haar

Le mérite revient à Alfred Haar d'avoir construit en 1909 des bases considérées aujourd'hui comme le fondement de la théorie des ondelettes (Meyer, 1994). Haar a défini une fonction h(x) telle que présentée dans l'équation 3 :

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{pour } 0 \le x \le ½ \\ -1 & \text{pour } ½ \le x \le 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3)$$

Pour $n \ge 1$, il a construit une base orthonormée de L^2 [0 ; 1] avec des fonctions définies par l'équation 4 :

$$\begin{cases} h_n(x) = 2^{j/2} \cdot h(2^j x - k) \\ \text{avec} \\ n = 2^j x + k,\ j \ge 0,\ 0 \le k \le 2^j \end{cases} \quad (4)$$

Dans l'équation 4, L^2 [0 ; 1] est l'espace des fonctions de carré intégrable sur l'intervalle [0 ; 1]. Le support de h_n (x) est l'intervalle dyadique défini par l'équation 5 :

$$I_n = \left[k2^{-j}; (k+1)2^{-j}\right] \subset [0 ; 1[\quad (5)$$

h_n (x) peut aussi s'écrire selon l'équation 6 :

$$h_n(x) = 2^{j/2} \cdot h(2^j x - k) = \frac{1}{\sqrt{2^{-j}}} h\left(\frac{x - k2^{-j}}{2^{-j}}\right) \quad (6)$$

Par analogie avec les ondelettes définies à la section 4.2, le facteur d'échelle de h_n est $a = 2^{-j}$ et le paramètre de dilatation est $b = k2^{-j}$.

4.1.3. Ondelettes de Daubechies

Ingrid Daubechies (1990) a complété l'œuvre de Haar en 1987. Pour toute valeur r, Daubechies construit une base orthonormée de $L^2(R)$ de la forme, $2^{j/2} \cdot \psi_r(2^j x - k)$, $j \in Z$, $k \in Z$ qui vérifie les propriétés énoncées plus haut. En effet, ψ est définie sur un support compact [0 ; 2r + 1] et satisfait l'équation 7 :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi_r(x) \cdot dx = \ldots \int_{-\infty}^{+\infty} x^r \cdot \psi_r(x) \cdot dx \quad (7)$$

où $\psi_r(x)$ possède r dérivées continues.

Lorsque $r = 0$, $\psi_r(x)$ est définie sur [0 ; 1], on retombe sur le système de Haar.

Les ondelettes de Haar et de Daubechies font partie du groupe des ondelettes appelées ondelettes orthogonales. Ces ondelettes sont des fonctions de base vérifiant les conditions présentées par l'équation 8 :

$$\begin{cases} <\Phi_k^j | \Psi_l^j> = \delta_{k,l} \\ <\Psi_k^j | \Psi_l^j> = \delta_{k,l} \end{cases} \text{ pour tout j,k,l} \quad (8)$$

où $\delta_{k,l}$ est défini par l'équation 9 :

$$\delta_{k,l} = \begin{cases} 1 & \text{pour } l = k \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (9)$$

Dans l'équation 8, $<a|b>$ représente le produit scalaire de a et b. $\Phi(x)$ et $\Psi(x)$ sont des fonctions permettant de définir respectivement les coefficients des filtres d'analyse passe-bas et passe-haut de l'ondelette.

4.1.4. Ondelettes bi-orthogonales

Pour définir les ondelettes bi-orthogonales, il est nécessaire d'introduire les fonctions duales $\widetilde{\Psi}(x)$ et $\widetilde{\Phi}(x)$, de $\Phi(x)$ et $\Psi(x)$, respectivement. Les conditions présentées par l'équation 10 sont alors vérifiées :

$$\begin{cases} <\Phi_k^j | \widetilde{\Phi}_l^j> = \delta_{k,l} \\ <\Psi_k^j | \widetilde{\Psi}_l^j> = \delta_{k,l} \end{cases} \text{ avec } \delta_{k,l} = \begin{cases} 1 \text{ pour } l = k \\ 0 \text{ ailleurs} \end{cases} \quad (10)$$

Une ondelette bi-orthogonale est telle que la fonction d'échelle originale est orthogonale à l'ondelette duale et l'ondelette originale est orthogonale à la fonction d'échelle duale. Autrement dit, les ondelettes bi-orthogonales vérifient les conditions présentées par l'équation 11 :

$$\begin{cases} <\Phi_k^j | \widetilde{\Phi}_l^j> = 0 \\ <\Psi_k^j | \widetilde{\Psi}_l^j> = 0 \end{cases} \text{ pour tout j, k, l.} \quad (11)$$

Les ondelettes bi-orthogonales utilisées dans cette étude sont trois ondelettes dont la fonction d'échelle $\Phi(x)$ est respectivement linéaire, quadratique et cubique. Ces ondelettes sont couramment appelées « spline ». La transformée de Fourier d'une ondelette spline a l'allure indiquée par l'équation 12, m étant l'ordre de l'ondelette :

$$\widetilde{\Psi}(\omega) = i\omega\left(\text{sin c}\left(\frac{\omega}{4\pi}\right)\right)^m \quad (12)$$

Plus de détails concernant les ondelettes bi-orthogonales peuvent être trouvés dans le livre de Yves Meyer (1994).

Les tailles à diverses résolutions de l'image traitée dans cette étude sont présentées sur le tableau 1.

TABLEAU 1 Taille des images à divers niveaux de résolution. *Size of images at various resolution levels.*

Niveau (résolution)	0 (25 m)	1 (50 m)	2 (100 m)	3 (200 m)	4 (400 m)
Taille (Ko)	7540	1859	461	114	29

4.2. Filtrage, classification et analyse de texture

4.2.1. Rappel des principes

L'image RSO traitée dans cette étude est préalablement filtrée par un filtre de chatoiement, dans le but de réduire cet artéfact inhérent aux images radar. Le filtre utilisé est le filtre adaptatif de Lee (1981). La méthode de classification utilisée est la classification dirigée. Dans une telle classification, l'identité des types de couverture du sol devant constituer les classes d'information est généralement connue *a priori*. L'utilisateur doit fournir les vecteurs moyens de toutes les classes (centres de classes) à partir des données d'apprentissage. Il est parfois nécessaire d'inclure des données auxiliaires non spectrales dans une classification dirigée pour extraire les informations voulues. C'est ce qui a été fait dans cette étude où des paramètres de texture ont été inclus dans le processus de classification.

L'analyse de texture apporte une information sur l'agencement spatial des niveaux de gris, lequel est nécessaire pour pallier les faiblesses des méthodes de classification pixel par pixel, surtout pour les images de haute résolution spatiale. Plusieurs auteurs ont appliqué diverses méthodes d'analyse de texture dans le traitement et l'interprétation des données de télédétection. Notons entre autres les applications en cartographie urbaine (Jukka and Aristide, 1998), en cartographie de la couverture du sol (Agbu and Nizeyimana, 1991) et en cartographie forestière et agricole (Anys and He, 1995). Dans chacune des études précédentes, il a été constaté que l'information texturale permet d'améliorer la précision de la classification.

Plusieurs méthodes et paramètres de texture ont été définis par divers auteurs et l'une des méthodes les plus courantes est celle de la matrice de co-occurrence des niveaux de gris (Haralick and Shanmugan, 1973). Après plusieurs essais expérimentaux, il nous est apparu que le paramètre de texture variance du second ordre permet de faire une bonne classification avec l'image RSO traitée dans cette étude. La variance est une mesure de la répartition des niveaux de gris autour de la moyenne. Son expression est présentée par l'équation 13 :

$$\text{VAR} = \sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1} (i - m)^2 \times p(i,j)$$
$$\text{avec } m = \sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1} i \cdot p(i,j) \qquad (13)$$

Dans l'équation 13, p(i,j) est la probabilité d'apparition d'une paire de niveaux de gris (i,j) de l'image, selon une direction et une distance inter-pixels données, et dans une fenêtre de taille donnée. N représente le nombre de niveaux de gris maximal. Dans une étude précédente (Tonyé *et al.*, 2000), nous avons conclu qu'une direction de 0°, une distance inter-pixels de 1 et une fenêtre de taille 3×3 conviennent à l'image RSO traitée dans le cadre de ces deux études.

4.2.2. Méthodologie de classification

L'algorithme qui a été utilisé est celui de la distance minimale (Jahne, 1991). Pour classifier les différentes images, trois centres de classes sont d'abord choisis. On constitue alors trois vecteurs représentatifs des trois classes, selon l'équation 14 :

$$V_i = \begin{bmatrix} n_1^i \\ n_2^i \end{bmatrix} \text{ avec } i = 1, 2, 3 \qquad (14)$$

Dans l'équation (14), n_1^i représente le niveau de gris correspondant à la classe i dans l'image originale filtrée et n_2^i représente le niveau de gris de cette même classe dans l'image de texture formée avec le paramètre variance. Concrètement, nous avons choisi les trois centres de classes représentés par les vecteurs apparaissant dans l'équation 15 :

$$V_1 = \begin{bmatrix} 125 \\ 125 \end{bmatrix} \quad V_2 = \begin{bmatrix} 255 \\ 255 \end{bmatrix} \quad V_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \qquad (15)$$

Le niveau 125 choisi pour la première classe correspond à tout ce qui est forêt dans la zone littorale camerounaise. Cette classe, facilement identifiable englobe plusieurs espèces de mangroves. Le niveau 255 choisi pour la deuxième classe correspond aux zones d'habitations et aux cultures. Ces zones se situent aux endroits où le signal radar a une forte réflectance à cause de la rugosité des surfaces d'habitations. Cette classe a aussi été facilement identifiée sur l'image RSO où on reconnaît, par exemple, les villes de Douala et de Bonabéri. Enfin, le niveau 0 correspond à la classe eau où le signal radar a une faible réflectance. En fait, le signal radar a une réflectance nulle au-

dessus d'une eau calme puisque aucun signal n'est réfléchi vers le capteur à cet endroit.

Les centres de classes étant constitués, il ne reste plus qu'à placer chaque pixel de l'image dans l'une des trois classes. Pour le faire, on utilise la règle de la distance minimale. On associe d'abord un vecteur à chaque pixel de l'image, selon l'équation 16 :

$$V_x = \begin{bmatrix} n_1^x \\ n_2^x \end{bmatrix} \qquad (16)$$

Dans l'équation 16, n_1^x représente le niveau de gris du pixel considéré dans l'image originale filtrée et n_2^x représente le niveau de gris de ce même pixel dans l'image de texture formée avec le paramètre variance. On considère ensuite la distance euclidienne entre le vecteur V_x et chaque vecteur représentant un centre de classe, selon l'équation 17 :

$$D_{x,i} = \| V_x - V_i \| = \sqrt{\sum_{i=1}^{3} (V_x - V_i)^2} \qquad (17)$$

avec i = 1, 2, 3

La règle de décision est alors la suivante : le pixel considéré appartient à la classe j tel que $D_{x,j} = \min \{ D_{x,i} \}$ avec i = 1, 2, 3.

La méthodologie générale utilisée dans cette étude est présentée sur la figure 3. Cette méthodologie a été mise en ouvre par programmation de divers modules avec le langage informatique C++ dans l'environnement Builder de Borland. Le logiciel VOIR (Vision par ordinateur des images radar) de l'École polytechnique de Yaoundé a aussi été utilisé.

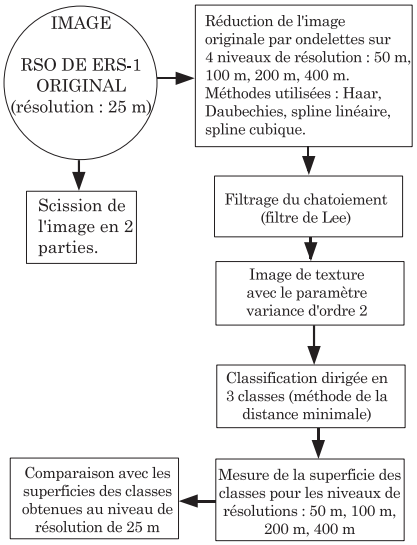


FIGURE 3 Méthodologie générale de traitement. *General methodology of processing.*

4.3. Calcul des superficies des classes

À chaque niveau de résolution, la superficie d'une classe s'obtient par multiplication du nombre de pixels de la classe par la surface d'une cellule de résolution. Au niveau 1 par exemple, la surface d'une cellule de résolution est de 50 m × 50 m, soit 2 500 m². Aux niveaux 2, 3 et 4, les surfaces des cellules de résolution sont respectivement de : 10 000 m², 40 000 m² et 160 000 m².

5. PRÉSENTATION DES RÉSULTATS

Sur la figure 4, on présente l'image originale RSO de ERS-1 du site d'étude, classifiée au niveau 0 de résolution (25 m).Il s'agit ici d'une vue compressée à 15 % de cette image. Pour obtenir ce résultat, cette image a dû être scindée en deux parties traitées séparément à cause de sa grande taille. La figure 4 est donc la mosaïque des deux parties de l'image originale. Les trois classes d'occupation du sol précédemment évoquées y apparaissent distinctement. Sur la figure 5, on présente l'image RSO de ERS-1 classifiée au niveau de résolution 3 (200 m) par les méthodes de Haar, Daubechies, spline linéaire et spline cubique. La figure 6 illustre les allures des superficies des classes en fonction des niveaux de résolution pour la méthode de Haar. Sur le tableau 2, on montre le temps de calcul pour la production des images issues du paramètre de texture variance, pour tous les niveaux de résolution. Il convient ici de noter que l'ordinateur utilisé dans le cadre de cette étude a un processeur de vitesse 600 Mhz et une mémoire vive de 64 Mo. Sur le tableau 3, on montre l'identification des classes et, sur le tableau 4, la superficie des classes sur l'image à pleine résolution (25 m). Sur les tableaux 5 à 8, on présente les superficies des classes (en km²) pour tous les niveaux de résolution et pour toutes les méthodes d'ondelettes utilisées. Les erreurs relatives par rapport aux valeurs obtenues sur l'image à pleine résolution y sont également présentées. Sur le tableau 9, on montre l'erreur relative moyenne de chaque méthode d'ondelettes à chaque niveau de résolution. Enfin, sur le tableau 10, on montre les superficies des classes (en km²) pour tous les niveaux, pour la méthode de Haar.

6. ANALYSE DES RÉSULTATS

En comparant les méthodes d'ondelettes utilisées pour la classification, on voit que la méthode spline linéaire est celle qui cause la plus forte dégradation de l'image au niveau de résolution 3 (200 m). Cette conclusion découle de l'examen de la figure 5 où on présente les images classifiées par les quatre méthodes d'ondelettes au niveau de résolution 3.

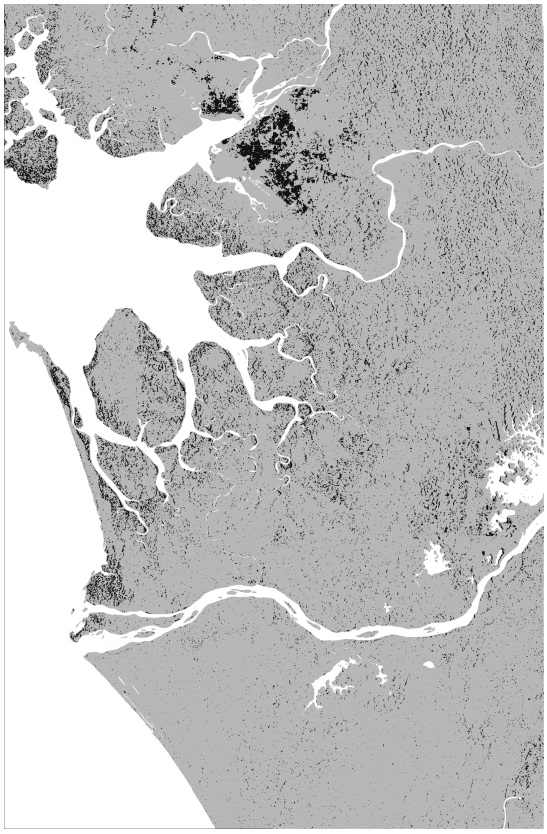


FIGURE 4 Image originale RSO de ERS-1 du site d'étude, classifiée au niveau 0 de résolution (25 m × 25 m). Il s'agit ici d'une vue compressée à 15 % de cette image. *Original SAR ERS-1 image of the site of study classified at level 0 resolution (25 m × 25 m). This is a compressed view at 15 % of the original image.*

TABLEAU 2 Temps de calcul pour la production de l'image de texture issue du paramètre variance. *Calculation time for the production of texture images from the variance parameter.*

Niveau de résolution	Temps de calcul de la variance
0 (25 m)	180 s
1 (50 m)	45 s
2 (100 m)	11,25 s
3 (200 m)	2,8 s
4 (400 m)	0,7 s

TABLEAU 3 Identification des classes. *Identification of classes.*

Classes	Noms
Classe 1	Forêt
Classe 2	Zones urbaines et cultures
Classe 3	Eau

TABLEAU 4 Superficie des classes (en km²) sur l'image originale (image à pleine résolution, 25 m × 25 m). *Areas of classes (km²) on the original image (full resolution image, 25 m × 25 m).*

Classes	Nombre de pixels	Superficie (km²)
Classe 1	5 330 504	3331,56
Classe 2	401 349	250,84
Classe 3	1 874 528	1171,60

Sur cette figure, on voit que la réduction de l'image par la technique spline linéaire a causé une forte altération de la classe 2 (zones d'habitations et cultures). Cette classe a subi une importante perte de pixels par rapport à sa population sur l'image à pleine résolution classifiée. En revanche, les autres méthodes conservent relativement bien cette classe au niveau de résolution 3. La figure 5 reflète bien les résultats présentés sur le tableau 7 où les superficies des classes sont montrées pour les images classifiées au niveau de résolution 3, avec les pourcentages d'erreur relative de chaque méthode. Sur ce tableau, on voit que la méthode spline linéaire cause une erreur relative moyenne de classification de 34,9 % par rapport à la classification obtenue sur l'image à pleine résolution.

La méthode spline cubique a une erreur de 23,2 %, tandis que la méthode de Haar a une erreur de 16 % et celle de Daubechies une erreur de 10,9 %, au niveau de résolution 3. De façon générale, la méthode de Haar est celle qui cause la dégradation des classes la plus faible (21,5 % d'erreur relative moyenne). Elle est suivie de la méthode de Daubechies (22,2 % d'erreur), de celle de la Spline linéaire (33,3 % d'erreur) et de celle de la spline cubique (35,4 % d'erreur). Ces résultats apparaissent sur le tableau 9.

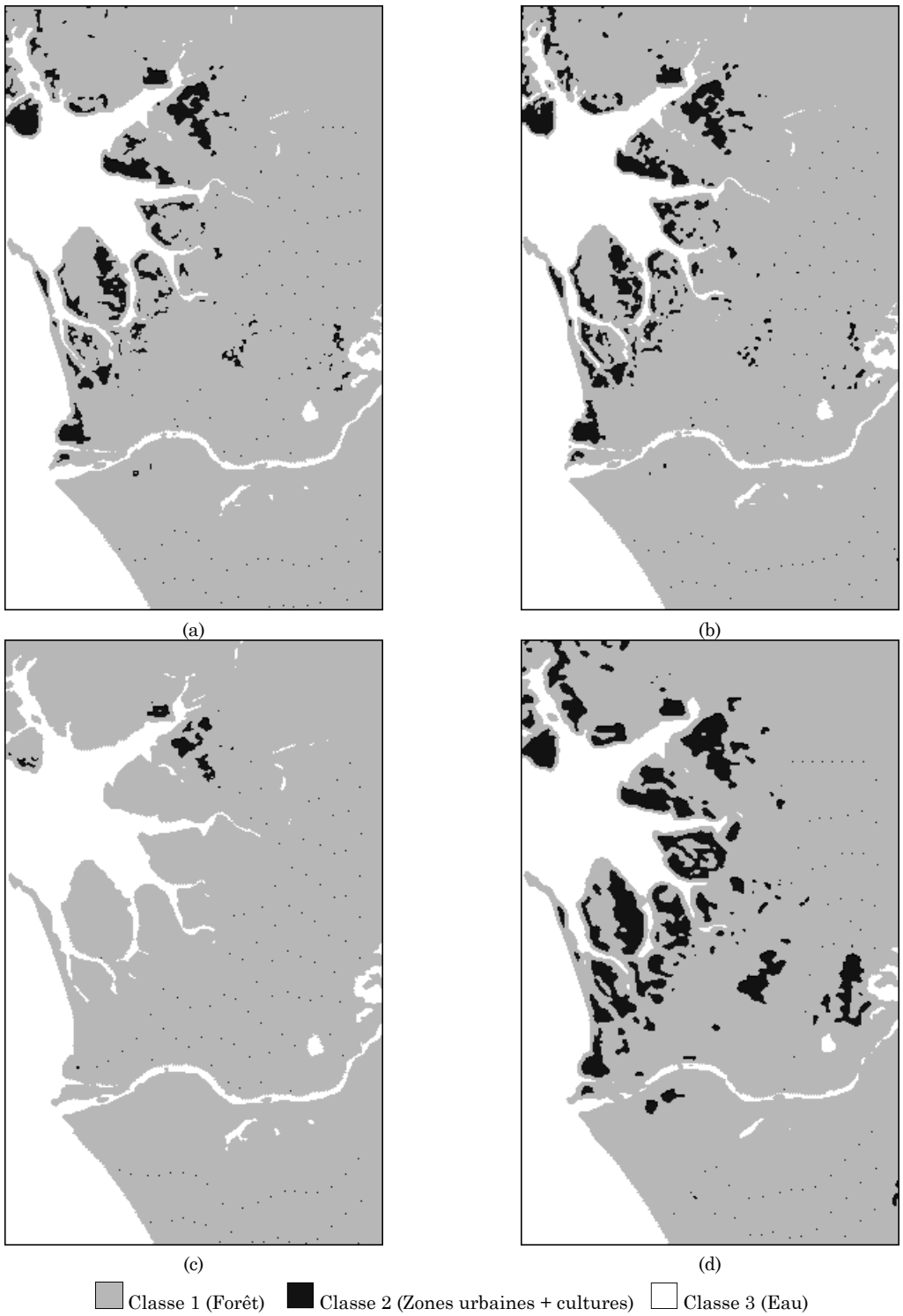


FIGURE 5 Image RSO de ERS-1 classifiée au niveau de résolution 3 (200 m × 200 m) par les méthodes : (a) Haar, (b) Daubechies, (c) spline linéaire, (d) spline cubique. *Original SAR ERS-1 image of the site of study classified at level 3 resolution (200 m × 200 m) by methods of : (a) Haar, (b) Daubechies, (c) linear spline, (d) cubic spline.*

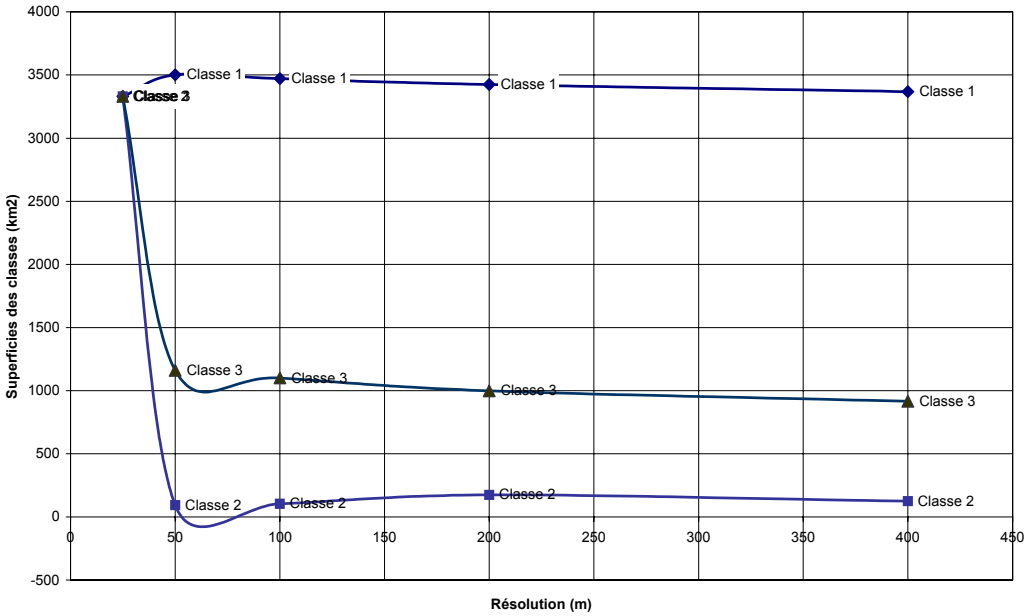


FIGURE 6 Allures des superficies des classes en fonction des niveaux de résolution pour la méthode de Haar. *Appearances of classes areas according to resolution levels, for Haar's method.*

TABLEAU 5 Superficies des classes (en km²) au niveau 1 de résolution (50 m × 50 m), selon les méthodes de multirésolution. Les erreurs relatives par rapport aux valeurs obtenues sur l'image à pleine résolution sont indiquées entre parenthèses. *Areas of classes (km²) on level 1 resolution (50 m × 50 m), according to multi-resolution methods. Relative errors in relation with values obtained on the full resolution image are indicated in brackets.*

Classes	Haar	Daubechies	Spline linéaire	Spline cubique	Superficies sur l'image de niveau 0
Classe 1	3501,70 (5,1 %)	3478,30 (4,4 %)	3534,70 (6,1 %)	3499,70 (5 %)	3331,56 (0 %)
Classe 2	93,56 (-62,7 %)	120,00 (-52,2 %)	47,00 (-81,3 %)	103,70 (-58,6 %)	250,84 (0 %)
Classe 3	1160,80 (-0,9 %)	1157,80 (-1,2 %)	1174,30 (0,2 %)	1152,70 (-1,6 %)	1171,60 (0 %)
Erreur relative moyenne	22,9 %	19,2 %	29,2 %	21,7 %	0 %

TABLEAU 6 Superficies des classes (en km²) au niveau 2 de résolution (100 m × 100 m), selon les méthodes de multirésolution. Les erreurs relatives par rapport aux valeurs obtenues sur l'image à pleine résolution sont indiquées entre parenthèses. *Areas of classes (km²) on level 2 resolution (100 m × 100 m), according to multi-resolution methods. Relative errors in relation with values obtained on the full resolution image are indicated in brackets.*

Classes	Haar	Daubechies	Spline linéaire	Spline cubique	Superficies sur l'image de niveau 0
Classe 1	3471,40 (4,2 %)	3475,00 (4,3 %)	3531,10 (6 %)	3425,70 (2,8 %)	3331,56 (0 %)
Classe 2	104,46 (-58,3 %)	115,70 (-53,9 %)	28,60 (-88,6 %)	176,00 (-29,8 %)	250,84 (0 %)
Classe 3	1100,20 (-6,1 %)	1085,50 (-7,3 %)	1116,30 (-4,7 %)	1074,30 (-8,3 %)	1171,60 (0 %)
Erreur relative moyenne	22,8 %	21,8 %	33,1 %	13,6 %	0 %

TABLEAU 7 Superficies des classes (en km²) au niveau 3 de résolution (200 m × 200 m), selon les méthodes de multirésolution. Les erreurs relatives par rapport aux valeurs obtenues sur l'image à pleine résolution sont indiquées entre parenthèses. *Areas of classes (km²) on level 3 resolution (200 m × 200 m), according to multi-resolution methods. Relative errors in relation with values obtained on the full resolution image are indicated in brackets.*

Classes	Haar	Daubechies	Spline linéaire	Spline cubique	Superficies sur l'image de niveau 0
Classe 1	3425,30 (2,8 %)	3400,90 (2,1 %)	3504,00 (5,2 %)	3218,30 (-3,4 %)	3331,56 (0 %)
Classe 2	174,40 (-30,5 %)	213,90 (-14,7 %)	21,70 (-91,3 %)	380,00 (51,5 %)	250,84 (0 %)
Classe 3	999,20 (-14,7 %)	984,00 (-16 %)	1073,12 (-8,4 %)	1000,60 (-14,6 %)	1171,60 (0 %)
Erreur relative moyenne	16 %	10,9 %	34,9 %	23,2 %	0 %

TABLEAU 8 Superficies des classes (en km²) au niveau 4 de résolution (400 m × 400 m), selon les méthodes de multirésolution. Les erreurs relatives par rapport aux valeurs obtenues sur l'image à pleine résolution sont indiquées entre parenthèses. *Areas of classes (km²) on level 4 resolution (400 m × 400 m), according to multi-resolution methods. Relative errors in relation with values obtained on the full resolution image are indicated in brackets.*

Classes	Haar	Daubechies	Spline linéaire	Spline cubique	Superficies sur l'image de niveau 0
Classe 1	3368,80 (1,1 %)	3082,40 (-7,5 %)	3372,00 (1,2 %)	2748,30 (-17,5 %)	3331,56 (0 %)
Classe 2	125,12 (-50,1 %)	447,50 (78,4 %)	15,20 (-93,9 %)	771,36 (207,5 %)	250,84 (0 %)
Classe 3	915,70 (-21,8 %)	879,70 (-24,9 %)	1022,40 (-12,7 %)	889,90 (-24 %)	1171,60 (0 %)
Erreur relative moyenne	24,3 %	36,9 %	35,9 %	83 %	0 %

TABLEAU 9 Erreur relative moyenne pour chaque méthode et pour tous les niveaux de résolution. *Average relative error for each method and for each resolution level*

Niveau	Haar	Daubechies	Spline linéaire	Spline cubique
Niveau 1	22,9 %	19,2 %	29,2 %	21,7 %
Niveau 2	22,8 %	21,8 %	33,1 %	13,6 %
Niveau 3	16 %	10,9 %	34,9 %	23,2 %
Niveau 4	24,3 %	36,9 %	35,9 %	83 %
Erreur moyenne	21,5 %	22,2 %	33,3 %	35,4 %

TABLEAU 10 Superficies des classes par niveaux, pour la méthode de Haar. *Areas of classes by levels, for Haar's method.*

Classes	Classe 1	Classe 2	Classe 3
Niveau 0 (25 m)	3331,56	250,84	1171,60
Niveau 1 (50 m)	3501,70	93,56	1160,80
Niveau 2 (100 m)	3471,40	104,46	1100,20
Niveau 3 (200 m)	3425,30	174,40	999,20
Niveau 4 (400 m)	3368,80	125,12	915,70

Il apparaît nettement sur ce tableau que les méthodes de Haar et Daubechies présentent un taux d'erreur faible par rapport aux deux méthodes spline. Une explication possible de ce résultat est que, du fait de leur nature bi-orthogonale, les ondelettes spline nécessitent d'abord une transformation de l'image, de manière à la représenter dans la base des fonctions spline avant de leur appliquer la réduction d'échelle, ce qui n'est pas le cas des ondelettes de Haar et de Daubechies. Dans cette étude, on remarque aussi que les classes de faible superficie se dégradent très rapidement lorsqu'on fait une réduction d'échelle par la multirésolution. C'est le cas de la classe 2 (zones d'habitations et cultures) qui présente un taux d'erreur très élevé par rapport aux autres classes, à tous les niveaux de résolution (tableaux 5 à 8). Par contre, les classes de forte superficie sont assez stables et maintiennent à peu près la même population à

tous les niveaux de résolution. C'est le cas de la classe 1 (forêt) qui présente un taux d'erreur faible à tous les niveaux de résolutions. Les courbes de la figure 6 illustrent bien la stabilité des classes en fonction du niveau de résolutions : ces courbes montrent l'évolution des superficies des classes en fonction de la résolution. Les courbes correspondant aux classes de faible superficie (classes 2 et 3) présentent un saut brusque tandis que la courbe de la classe 1 est assez stable.

7. CONCLUSION

Cette étude a permis de comparer quatre méthodes de multirésolution par la technique des ondelettes, dans le cas spécifique de la classification d'une image RSO. Une telle étude montre l'importance de la prise en compte du niveau de résolution d'une image lorsqu'on y calcule des surfaces. Cette étude rappelle qu'il ne suffit pas de multiplier le nombre de pixels par la surface d'une cellule élémentaire de résolution pour obtenir une superficie, mais qu'il faut tenir compte des pertes engendrées par le changement d'échelle. Il ressort de cette étude que les méthodes d'ondelettes orthogonales utilisées présentent un taux d'erreur faible par rapport aux méthodes bi-orthogonales, dans le cas spécifique d'une image RSO. Nous laissons le cas des images optiques comme une perspective de travail dans laquelle nous pourrons appliquer la même méthodologie. L'accent a été mis sur une image RSO parce que ces images sont celles qui sont les plus disponibles dans notre zone d'étude, et parce qu'elles sont aussi le plus souvent compressées par des techniques d'ondelettes discrètes.

Remerciements

Ce travail a bénéficié du soutien financier des organismes suivants : Agence Universitaire de la Francophonie (AUF) à travers le projet d'Action de Recherche Partagée (ARP) #1.10.04.01.1/00.26.1. et Agence Spatiale Européenne (ESA) à travers la fourniture d'images radar à synthèse d'ouverture ERS, dans le cadre du projet AO3-402. Nous les en remercions. Nous remercions également les professeurs Jean-Paul Rudant de l'Université de Marne-La-Vallée (France), Goze Bertin Bénié et Jean-Marie Dubois de l'Université de Sherbrooke (Canada) et le docteur André Ndi Nyoungui de l'Université de Ngaoundéré, pour leur coopération à nos projets.

Références

Agbu, P. and Nizeyimana, E. (1991) Comparisons between Spectral Mapping Units Derived from SPOT Image Texture and Field Soil Maps. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, vol. 57 n° 4, p. 397-405.

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. (1984) The Pyramid as a structure for efficient computation. In A. Rosenfeld (réd.) Multiresolution Image Processing and Analysis. Springer-Verlag, Berlin, p. 6-35.

Castelli V., Li C.-S., Turek J. J and Kontoyiannis I. (1996) Progressive classification in the compressed domain for large EOS Satellite Databases. Proc. of 1996 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 4, p. 2201-2204.

Daubechies, I. (1990) The wavelets transform, time-frequency localization and signal analysis. IEEE transactions on Information Theory, vol. 36, p. 961-1005.

Grossmann, A. and Morlet, J. (1984) Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. SIAM Journal of Mathematics, vol. 15, p. 723-736.

Haralick, R.M. and Shanmugam, K. (1973) Textural features for image classification. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. SMC-3, n° 6, p. 610-621.

Jahne, B. (1991) Digital Image Processing. Springer-Verlag, New York, 383 p.

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. (1981) Speckle Analysis and Smoothing of Synthetic Aperture Radar Images. Computer Graphics and Image Processing, vol. 17, p. 24-32.

Mallet, Y., Coomans, D., Kautsky, J. and De Vel, O. (1997) Classification Using Adaptive Wavelets for Feature Extraction. IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, vol. 19, n°10, p. 1058-1066.

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.

Meyer, Y. (1994) Les ondelettes : Algorithmes et applications. Armand Colin, Paris, p. 18-23.

Rudant, J.P., Baltzer, F., Tupin, F. and Tonyé, E. (1997) Distinction entre formations végétales littorales et continentales dans leur rapport avec la géomorphologie : intérêt des images ERS-1. Symposium ERS-1, Florence, 14-21 mars 1997, Publications ESA, p. 1069-1073.

Tate, R., Watson, D. and Eglen, S. (1995) Using wavelets for classifying human in vivo magnetic resonance spectra. In A. Antoniadis and G. Oppenheim, (réd.) Wavelets and Statistics. Lecture Notes in Statistics, Springer-Verlag, New York, p. 377-383.

Tonyé, E., Akono, A., Tricot, P. et Awono, O. (1994) La didactique de l'image. International Journal of Remote Sensing, vol. 15, n° 10, p. 1957-1980.

Tonyé, E., Akono, A., Ndi Nyoungui, A., Nlend, C. et Rudant, J.-P. (2000) Cartographie de la ligne de rivage par analyse texturale d'images radar à synthèse d'ouverture de ERS-1 et de E-SAR. Télédétection, vol. 1, n° 3, p. 167-183.