Télédétection, 2004, vol. 4, n° 1, p. 39–49
Droit de photocopie soumis à l'autorisation

© 2004 CONTEMPORARY PUBLISHING INTERNATIONAL
Publié sous l'enseigne *Éditions scientifiques GB*

COMPARAISON ENTRE LA MATRICE DE COOCCURRENCE ET LA TRANSFORMATION EN ONDELETTES POUR LA CLASSIFICATION TEXTURALE DES IMAGES HRV (XS) DE SPOT

TAHAR IFTENE[a] et ABDELMOUNAINE SAFIA[b]

Centre national des techniques spatiales (CNTS)
B.P. 13, Arzew, 31200, Oran, Algérie
Téléphone : (213) 41 47 25 79 ; télécopieur : (213) 41 47 36 65
Courriel [(a,b)] : iftenet@cnts.dz ; mas_safia@yahoo.fr

(soumis le 7 mai 2003 ; révisé le 24 juillet 2003 ; accepté le 3 novembre 2003)

La texture joue un rôle très important dans l'identification et l'extraction des informations contenues dans l'image de télédétection, en vue de l'élaboration de différentes cartes thématiques. Plusieurs méthodes existent pour aborder le problème d'analyse de la texture. Cependant, toutes ces méthodes partagent l'insuffisance de ne pouvoir analyser la texture qu'à une échelle figée. La transformation en ondelettes, pouvant donner une représentation de la variation locale autour d'un pixel donné de l'image en fonction de la résolution, a été exploitée dans ce travail. Une comparaison a alors été réalisée entre l'approche multi-résolution d'extraction de l'information texturale, basée sur la transformation en ondelettes, et celle basée sur la matrice de cooccurrence. Cette dernière approche a été choisie pour sa simplicité de mise en œuvre et les bons résultats qu'elle donne sur la plupart des types d'images. Pour cela, deux classifications ont été réalisées sur des images HRV (XS) de SPOT de la région d'Oran prise comme zone test pour la variété des thèmes en présence (eau, forêt, zones urbaines, céréaliculture, etc.) et son relief relativement accidenté. La première méthode combine les canaux bruts de radiométrie aux canaux texturaux dérivés de la transformation en ondelettes et la seconde combine toujours les canaux de radiométrie à ceux de la texture dérivés de la matrice de cooccurrence.

Les résultats de ce travail montrent d'abord une amélioration significative de 7,2 % du taux global de bonne classification obtenu par rapport à celui de 76,4 % donné par la méthode matrice de cooccurrence. Ils montrent ensuite que l'approche basée sur la transformation en ondelettes a permis une meilleure discrimination entre les thèmes (maraîchage et céréaliculture) ayant de fortes similitudes spectrales.

Mots-clefs : Classification ; SPOT ; matrice de cooccurrence ; ondelettes ; texture.

COMPARISON BETWEEN CO-OCCURRENCE MATRIX AND WAVELET TRANSFORM FOR THE TEXTURAL CLASSIFICATION OF THE SPOT'S HRV (XS) IMAGES

The use of texture in the identification and extraction of information contained in remote sensing images is very important for thematic mapping. Several methods exist to solve the problem of texture analysis. However, all these methods share the insufficiency of analysing texture at a fixed scale. The wavelet transformation, which provides a representation of the local variation around a given pixel of the image according to the resolution, has been exploited in this work. A comparison has been performed between the multi-resolution approach for the textural information extraction based on the wavelet transformation, and the approach based on the co-occurrence matrix. This last approach has been chosen for its easy implementation and the good results that it gives for all image types. Therefore, two classifications have been performed on the HRV (XS) SPOT images in the region of Oran taken as a test zone for its thematic variety (water, forests, urban zones, cereal culture, etc.) and its relatively uneven relief. The first method combines the raw radiometric channels with the derived textural channels of the wavelet transformation and the second one also combines the radiometric channels to those of the derived texture from the co-occurrence matrix.

The results of this work show that in addition to the meaningful improvement of 7,2 % of the global correct classification rate, the approach based on the wavelet allows a better discrimination between the themes (crop and cereal culture) having strong spectral similarities.

Keywords : Classification ; SPOT ; co-occurrence matrix ; wavelet ; texture.

1. INTRODUCTION

Dans le processus d'analyse et d'interprétation des images de télédétection, l'apport de l'information texturale a été démontré par plusieurs chercheurs (Haralick *et al.*, 1973 ; Emran *et al.*, 1996 ; Kurosu *et al.*, 1999). L'obtention d'une bonne définition de la texture est presque aussi difficile que la mesurer (Wu and Linders, 1999). Une des difficultés majeures de l'analyse de la texture réside dans la multiplicité de sa définition. Par exemple, elle peut être considérée comme stochastique ou déterministe ; on rencontre aussi dans la littérature d'autres qualificatifs plus physiques tels que : lisse ou rugueuse, fine ou grossière, isotrope ou de direction privilégiée, cyclostationnaire (processus aléatoire plaqué sur un processus périodique) ou non, *etc.* En traitement d'image, la notion de la texture est relative à l'apparence locale des images (Alata, 1998), c'est-à-dire uniquement sur une petite partie de celles-ci et aussi à l'organisation des détails que le système visuel humain est capable d'identifier et de différencier d'une façon précise. Par conséquent, le lien entre la texture et sa résolution est donc direct, car le changement de la résolution induit un changement de l'apparence locale de l'image. Il sera donc très judicieux d'exploiter ce changement d'aspect de la texture pour une meilleure discrimination.

Plusieurs méthodes ont été proposées pour aborder le problème d'analyse de la texture. Elles peuvent être divisées en trois grandes approches : statistique, structurelle et spectrale (Mather *et al.*, 1998). Cependant, toutes ces méthodes partagent l'insuffisance de ne pouvoir analyser la texture qu'à une échelle figée (Simard *et al.*, 2000). Appuyée par des études psychovisuelles, qui proposent des modélisations de la vision humaine basées sur une représentation spatio-fréquentielle capable de préserver les informations globale et locale, la transformation en ondelettes s'avère un outil rationnel pour aborder l'analyse de la texture (Beck *et al.*, 1985). Elle est très adaptée à l'analyse des phénomènes naturels pour sa capacité à analyser les signaux non stationnaires (Daubechies, 1990). C'est le cas des images de télédétection où la condition de stationnarité n'est que rarement satisfaite (Ranchin, 1993). Elle est désormais un outil classique capable de donner une représentation de la variation locale autour d'un pixel donné de l'image en fonction de la résolution. Dans la littérature, on trouve plusieurs travaux qui traitent de l'analyse de la texture par transfor-mation en ondelettes. Mais la plupart des auteurs travaillent sur des images de texture synthétiques (Unser, 1995 ; Laine and Fan, 1996). Dans quelques travaux, on applique la transformation en ondelettes à l'analyse de la texture des images réelles de télédétection (Simard *et al.*, 2000 ; Myint, 2000).

L'objectif de cet article est d'effectuer une comparaison entre l'approche multirésolution d'extraction de l'information texturale basée sur la transformation en ondelette et celle basée sur la matrice de cooccurrence. Pour cela, nous effectuerons deux classifications : la première combine les canaux bruts de radiométrie aux canaux texturaux dérivés de la transformation en ondelettes et la seconde combine toujours les canaux de radiométrie à ceux de la texture dérivés de la matrice de cooccurrence.

2. SITE D'ÉTUDE

La région d'Oran, située à 400 km à l'ouest d'Alger (figure 1), a été prise comme zone test pour la variété des thèmes en présence (eau, forêt, zones urbaines, céréaliculture, etc.) et son relief relativement accidenté. Les données représentées par la composition colorée (figure 2) des images satellitaires utilisées sont celles issues du capteur HRV de SPOT prises le 1er avril 2001 à 10 h 46 et représentées dans une fenêtre de $1\,000 \times 1\,000$ pixels sur les canaux bruts XS1 (vert), XS2 (rouge) et XS3 (proche infrarouge). Des confusions apparaissent sur l'image à cause de l'effet d'ombre et de certains thèmes différents présentant des réponses spectrales similaires. Cette situation présente un grand intérêt pour le test de l'apport de l'information texturale lors des essais de classification réalisés.

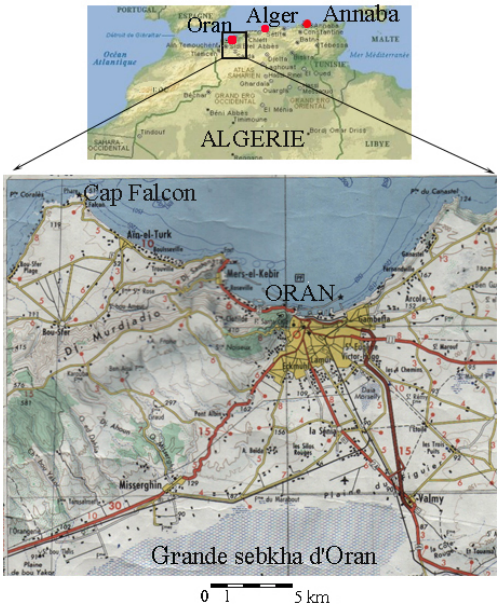


FIGURE 1 Localisation de la zone d'étude (Oran-Ouest). *Location of study area.*

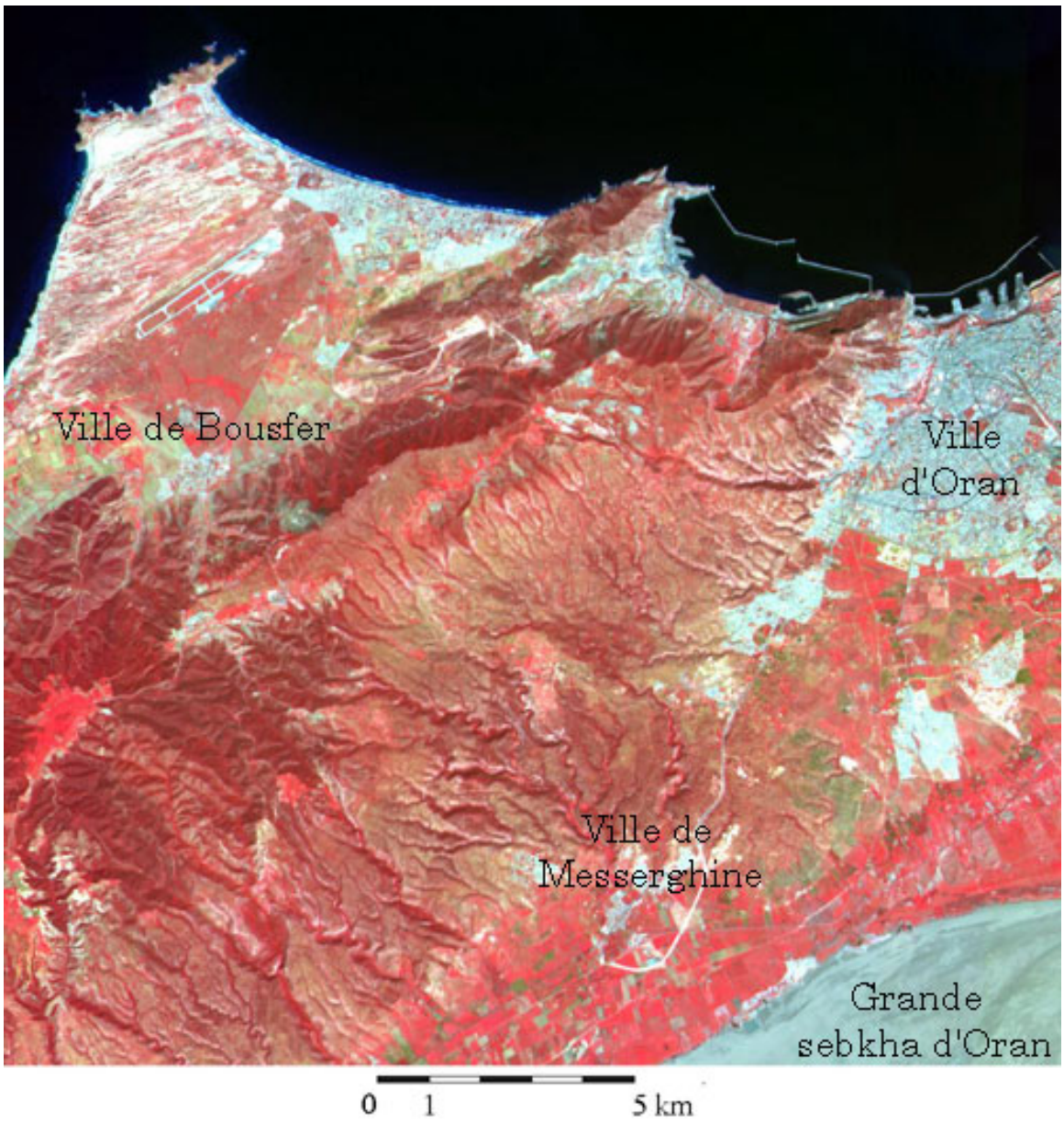


FIGURE 2 Composition colorée des trois canaux de HRV de SPOT. *SPOT's HRV color composite.*

3. MATRICE DE COOCCURRENCE

La méthode de matrice de cooccurrence est largement utilisée dans le monde du traitement d'image (Haralick *et al.*, 1973). Elle présente une grande simplicité de mise en œuvre et donne de bons résultats sur la plupart des types d'images. C'est ce qui justifie notre choix de la confronter avec la méthode d'analyse multirésolution basée sur la transformation en ondelettes.

À partir d'une image représentée en niveaux de gris, il s'agit d'obtenir la matrice des moyennes d'espace du second ordre, appelée matrice de cooccurrence. Cette matrice contient une masse très importante d'informations difficilement manipulable. C'est pour cela qu'elle n'est pas utilisée directement mais à travers des mesures dites *indices de texture*. En 1973, Haralick *et al.* ont proposé quatorze indices. Bien que corrélés entre eux, ces indices réduisent l'information contenue dans la matrice de cooccurrence et permettent une meilleure discrimination entre les différents types de textures. Le choix du vecteur de déplacement et

de la taille de la fenêtre du voisinage sur laquelle s'effectue la mesure sont les paramètres sur lesquels repose la réussite de la méthode. La difficulté à surmonter lors de l'application de cette technique réside justement dans le choix de ces paramètres car ils varient en fonction du type d'images et de textures. Pour ce qui est du vecteur de déplacement, si toutes les directions sont étudiées avec différents pas de déplacement, un grand nombre de matrices de cooccurrence doit être calculé. Ceci conduit à une grande complexité calculatoire. Plusieurs études ont été menées pour déterminer une distance ou une orientation optimale. En 1986, Weszka a conclu, qu'en pratique, une distance courte donne généralement de bons résultats (Karthanassi *et al.*, 2000). La taille de la fenêtre d'analyse, elle, doit satisfaire deux critères contradictoires à savoir, la plus petite possible pour réduire le risque de mélange de textures différentes et, en même temps, la plus grande possible pour pouvoir extraire des statistiques assez robustes et significatives. Ce genre de compromis peut être obtenu soit en se basant sur la portée du semi-variogramme estimé sur l'image (Mather *et al.*, 1998), soit par une analyse empirique des résultats obtenus pour de différentes fenêtres (Kayitakire *et al.*, 2002).

4. TRANSFORMATION EN ONDELETTES

4.1. Ondelettes

Nous introduisons ici quelques concepts de base relatifs à la transformation en ondelettes. On peut trouver plus de détails sur la théorie des ondelettes dans plusieurs travaux, notamment ceux de Mallat (1989) et de Cohen (1992). Les ondelettes sont des fonctions dont la forme générale est donnée par la formule suivante :

$$\Psi_{(a,b)}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \qquad (1)$$

$$(a,b)\ \mathrm{R}_2,\ \mathrm{a} \neq 0$$

où le paramètre a est le facteur d'échelle est b le paramètre de translation.

L'analyse par ondelettes est un outil mathématique capable de transformer un signal d'énergie finie dans le domaine spatial en un autre signal d'énergie finie dans le domaine spatio-fréquentiel. Les composantes de ce nouveau signal sont appelées les coefficients d'ondelettes. Ces coefficients renseignent sur la variation locale des niveaux de gris autour d'un pixel donné de l'image. Ils sont d'autant plus grands que cette variation est importante. Contrairement à la transformation de Fourier, l'analyse par ondelettes est localisée dans l'espace et en fréquence, ce qui la rend très utile pour l'analyse des signaux non stationnaires, comme c'est le cas pour les images de télédétection.

En 1989, Mallat a proposé un algorithme de décomposition multi-résolution basé sur la transformation en ondelettes. L'algorithme décompose une image en entrée en un ensemble d'images de détails et une image d'approximation. À chaque niveau de décomposition la taille des images transformées est réduite par un facteur deux. Pour des besoins particuliers en traitement d'image, et c'est le cas de notre étude, cette réduction de taille peut constituer un handicap, car on ne peut faire de correspondance pixel à pixel entre les différentes résolutions (figure 3-a). Afin de pallier ce problème, on introduit un autre type de transformation dite *transformation redondante* (figure 3-b). Dans ce type de transformation, la taille des images transformées reste invariante quelle que soit l'échelle, ce qui donne une représentation appelée repré-sentation en *tour* (Donnay *et al.*, 2001). Il est évident que cette opération introduit une redondance à l'image du fait que le quart de l'image originale est suffisant pour représenter la totalité de l'information contenue dans l'image initiale, mais elle offre l'avantage de rendre la transformation peu sensible au bruit (Van de Wouwer, 1998).

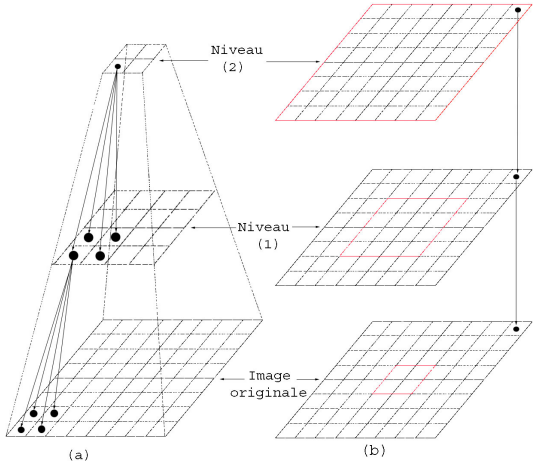


FIGURE 3 Évolution du voisinage en fonction de la résolution. *Resolution based neighborhood evolution.*

4.2. Ondelettes pour l'analyse de la texture

Un aspect très important dans l'analyse des objets est leur représentation. On désire souvent représenter ces objets de telle façon que les informations qu'on veut extraire soient facilement accessibles. Pour aboutir à une classification capable de bien identifier les différentes classes, il est nécessaire de disposer d'une représentation qui permet une extraction d'indices capables de minimiser les confusions entre les différentes classes. Du fait que les ondelettes sont sensibles

aux variations spatiales d'un signal et peuvent isoler des détails à des échelles données, on peut alors considérer que les images des coefficients d'ondelettes constituent une nouvelle représentation de l'image dans laquelle l'information texturale est facilement accessible. Plusieurs travaux exploitent la transformation en ondelettes pour l'analyse de la texture (Laine and Fan, 1996 ; Simard *et al.*, 2000 ; Shirazi *et al.*, 2000).

4.2.1 Choix de l'ondelette

Dans la littérature, on trouve une multitude d'ondelettes. Dans plusieurs études, on a tenté de donner une réponse générale au problème du choix d'ondelettes (Mojsilovic *et al.*, 2000), mais il n'y a pas de solution globale. Le choix de l'ondelette dépend essentiellement du type d'application (compression, segmentation, etc.). Pour ce qui est de la classification, les conclusions d'auteurs ayant utilisé différents types d'ondelettes sont souvent contradictoires. En effet, de bons résultats ont été trouvés par exemple pour des ondelettes à support étendu (Laine and Fan, 1993), tandis que pour ce même type d'ondelette, les résultats obtenus n'apportaient aucune amélioration significative (Unser, 1995). Pour ce qui est de la forme de l'ondelette, Chang (1993) et Fatemi-Ghomi (1997) ont trouvé qu'elle n'est pas très importante. Mais Unser (1995) a obtenu de meilleurs résultats avec une ondelettes symétrique, ce que suggère d'ailleurs Lu *et al.*, (1997). Dans notre travail, nous avons utilisé une ondelette spline biorthogonale d'ordre 2. Nous ne nous sommes pas fixés sur la recherche de l'ondelette optimale pour notre étude, car cela nécessite la connaissance d'un modèle relatif aux thèmes présents sur l'image, ce qui sort du cadre de ce travail. Notre objectif est plutôt de mettre l'accent sur les phases d'extraction et d'analyse de la pertinence des indices de texture extraits après transformation en ondelettes. Néanmoins, cette ondelette est souvent sollicitée pour l'analyse de la texture (Unser, 1995 ; Mallat, 1989 ; Chang, 1993) à cause de sa bonne localisation dans les domaines spatial et fréquentiel et sa sensibilité à la singularité locale et à la corrélation de l'image (Myint, 2000).

4.2.2 Calcul des indices de texture

L'un des indices le plus utilisé pour caractériser la texture dans le plan spatio-fréquentiel est la mesure d'énergie. Du fait que les images transformées ont des fréquences, des orientations et des échelles différentes, l'indice d'énergie est une mesure locale de la distribution des coefficients d'ondelette en fonction de la fréquence de l'orientation et de l'échelle. Elle a été utilisée avec succès pour des problèmes de classification et de segmentation des textures (Laine and Fan, 1996 ; Simard *et al.*, 2000). L'expression de l'énergie exprimée sous forme normalisée est donnée par :

$$E = \frac{1}{N} \sum_{\Re} c(i,j)^2 \qquad (2)$$

Le second indice que nous utiliserons conjointement à l'énergie est la mesure de la moyenne locale des coefficients d'ondelettes donnée par :

$$M = \frac{1}{N} \sum_{\Re} |\, c(i,j) \,| \qquad (3)$$

où, N est le nombre de pixel repérés par les indices (i,j) et contenu dans le voisinage $\Re$ sur lequel la texture est estimée.

Du fait que, d'une part, la transformation en ondelettes utilisée est redondante et génère donc des images de coefficients de même dimension que l'image originale quel que soit le niveau de décomposition et que, d'autre part, l'échelle évolue entre deux niveaux successifs d'une façon dyadique, il est important de tenir compte de cet aspect lors de l'estimation des indices texturaux le long des niveaux de décomposition. En effet, si l'on estime les indices de texture des images de niveau de décomposition i sur un voisinage de taille n x n, alors l'estimation des indices de texture se fait sur une fenêtre de taille $2n \times 2n$ pour les images du niveau $i + 1$ (figure 3-b).

5. APPLICATION

Nous visons à tester la pertinence de l'information texturale extraite à partir du plan spatio-fréquentiel des ondelettes et la matrice de cooccurrence. Plus explicitement nous allons confronter deux classifications différentes. La première exploite l'information texturale dérivée de la transformation en ondelettes et la seconde utilise la matrice de cooccurrence, tout en combinant pour ces deux approches la texture et la radiométrie.

Plusieurs schémas peuvent être envisagés afin de coupler ces deux informations. Dans ce travail, nous avons utilisé les images de texture comme des canaux additifs aux côtés de canaux bruts de radiométrie.

5.1. Classification issue de la transformation en ondelettes

5.1.1. Génération des canaux de texture

Pour la génération des canaux de texture, deux grandeurs, énergie et moyenne (équations 2 et 3), ont été calculées sur les images des coefficients d'ondelettes. Ces grandeurs constituent des indices robustes et pertinents pour l'analyse de la plupart des types d'images (Fatemi-Ghomi, 1997). L'estimation de ces quantités a été effectuée sur une fenêtre glissante. Pour la fixation de sa taille, nous avons

procédé par analyse visuelle du contraste apporté par ces deux indices calculés sur des fenêtres de différentes tailles : 5×5, 9×9, 11×11 et 13×13. Ceci nous a permis de retenir la fenêtre de taille 5×5. Tel que mentionné dans la section 4.2.2, nous utiliserons une taille de $(2 \times 5) + 1$ pour l'image du second niveau.

5.1.2. Réduction de l'espace d'analyse

L'un des problèmes auquel on est confronté lors de l'application de la transformation en ondelettes pour l'analyse de la texture est le fait que le nombre d'images résultantes, et par conséquent le nombre d'indices qu'on peut extraire, augmente au fur et à mesure qu'on inspecte les différentes résolutions. Effectivement, pour une transformation à un niveau n nous aurons $(3 \times n + 1)$ images. Pour chaque image, nous pouvons extraire autant d'indices. Il est évident qu'un grand nombre d'indices apporte plus d'information mais, en contrepartie, il rend les processus de classification et de segmentation plus difficiles. Ce problème est connu sous le nom de *Curse of dimensionality*. Dans la littérature, on trouve différentes méthodes qui permettent de réduire le nombre d'indices, mais le problème fondamental réside dans le fait que l'échelle optimale pour l'extraction de l'information prédominante varie d'un type de texture à un autre. La construction d'un bon critère de réduction de la dimension de l'espace d'analyse demeure un axe de recherche très ouvert.

Pour ce qui est de notre travail, le choix du nombre de niveaux de décomposition est imposé essentiellement par la nature des informations contenues dans l'image, notamment, celles représentées par des détails fins qui disparaissent vite avec les niveaux de décomposition. Ainsi, le critère de la conservation de la variabilité spatiale des images d'indices de texture a été retenu pour la fixation du niveau de décomposition. Dans notre cas, une analyse visuelle a permis de conclure qu'une décomposition à deux niveaux est jugée suffisante car, au-delà, les images d'indices de texture deviennent très homogènes (lisses).

Toujours dans le but de réduire le nombre des images de texture, nous effectuerons une analyse en composantes principales (ACP) des images d'indices de texture de même type (images de même canal et de même indice) à différentes échelles. Ainsi, pour une décomposition à deux niveaux du canal XS1, par exemple, nous aurons six images pour chaque indice. Nous calculerons donc, à partir de ces six cartes de texture, de nouveaux canaux ACP pour, finalement, ne prendre en compte que les trois premières composantes. Le choix de trois composantes constitue, dans notre cas, un bon compromis entre un maximum d'information et un minimum d'images d'indices. Ceci se traduit par une masse d'information supérieure à 95 % de l'information globale et six images de texture par canal. L'affectation d'un pixel à une classe donnée sera menée par simple minimisation de la distance de Mahalanobis entre chaque pixel, représenté par son vecteur caractéristique composé de 21 éléments (3×6 canaux de texture + 3 canaux bruts) et les différentes classes. Le choix de la distance de Mahalanobis a été fait à la suite de tests effectués sur les trois algorithmes de classification disponibles : maximum de vraisemblance, minimisation de la distance de Mahalanobis et minimisation de la distance Euclidienne. Les résultats obtenus pour les taux de bonne classification ont confirmé la supériorité de cette distance quand il est question de classification combinée.

5.2. Classification utilisant la matrice de cooccurrence

Parmi les quatorze indices proposés par Haralick, on a pris pour notre études les plus utilisés en télédétection (Kayitakire *et al*., 2002 ; Carr and fernando, 1998 ; Prasad and Gupta, 1998 ; Baraldi and Parmiggiani, 1995 ; Sali and Wolfson, 1992) à savoir : la moyenne, la variance, le contraste, l'entropie, l'homogénéité, la corrélation, le second moment angulaire et la directivité. L'information texturale extraite à partir de la matrice de cooccurrence est paramétrée par les grandeurs suivantes : la taille de la fenêtre d'analyse, le pas de déplacement δ, la direction suivant laquelle les deux pixels comparés est choisie et enfin le nombre de niveaux de gris. Afin de fixer ces paramètres, une série de tests utilisant différentes combinaisons a été réalisée (tableau 1). Pour chaque cas, une extraction des huit indices de texture retenus sur la base d'images quantifiées à 16 niveaux de gris a été effectuée. Une analyse visuelle du contraste des canaux de texture obtenus a permis de constater que, pour une fenêtre de taille donnée et pour le même pas de déplacement δ, la direction de déplacement n'apporte pas de changement significatif. Ceci peut être expliqué par le fait que la texture contenue dans l'image est de type isotrope. Du fait que l'image contient des détails qui s'étalent à peine sur quelques pixels, c'est le cas des parcelles de maraîchage, nous avons constaté qu'une fenêtre d'analyse relativement petite préserve bien ces détails. Afin d'arrêter avec certitude les paramètres qui vont être pris pour la suite de notre travail, une série de classifications a été effectuée, comme dans le cas précédant. La comparaison des différents taux de classification nous a permis de confirmer l'analyse visuelle des canaux de texture. En effet, en ce qui concerne

l'orientation, celle ci n'apporte pas un grand changement à la performance de la classification. Pour cette raison et pour des raisons de rapidité de calcul, il a été jugé suffisant de prendre une seule direction. Pour ce qui est tant de la taille de la fenêtre que du pas de déplacement, le taux de bonne classification le plus élevé a été obtenu pour une fenêtre de 7 × 7 et un pas de déplacement d'un pixel. C'est donc ces paramètres qui vont être retenus pour la suite du traitement.

TABLEAU 1 Paramètres testés pour la matrice de cooccurrence. *Co-occurrence matrix parameters.*

Dimension de la	Pas de	Orientation
5 × 5	1, 2	0°, 45°, 90°, 135°
7 × 7	1, 2, 4	0°, 45°, 90°, 135°
9 × 9	1, 2, 4, 6	0°, 45°, 90°, 135°
11 × 11	1, 2, 4, 6, 8	0°, 45°, 90°, 135°

5.3. Tests réalisés

Pour les deux classifications, nous avons utilisé les images de texture obtenues, tels des canaux additifs aux côtés des canaux bruts de radiométrie.

Un ensemble d'échantillons représentant les thèmes d'intérêt (forêt, maquis, céréaliculture, maraîchage, jachères, sebkha, sol nu, sable, régions urbaines, zone de déferlement des vagues et eau) a été choisi sur l'image afin de servir dans la phase d'apprentissage et de calcul de la matrice de confusion.

Sur la figure 4, on présente l'organigramme méthodologique général utilisé pour les classifications réalisées.

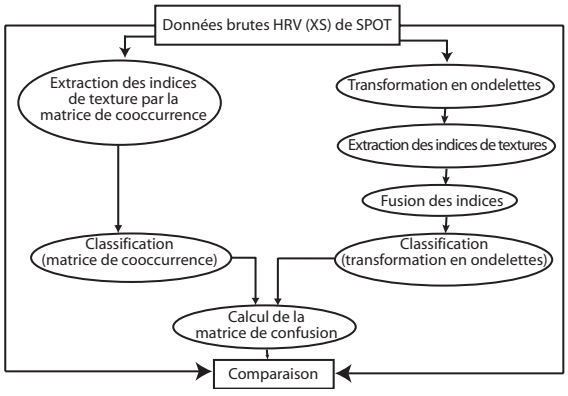


FIGURE 4 Organigramme de la méthodologie générale. *Flow chart of the general methodology.*

L'environnement MATLAB a été utilisé pour la génération des images multi-résolutions et le calcul des différents canaux texturaux. Les opérations de classification ont été effectuées sous le logiciel ENVI (*Environment for Visualizing Images*). Tous les traitements inhérents à ce travail ont été réalisés sur un PC Pentium III.

6. RÉSULTATS

Sur la figure 5, on donne l'image de la classification obtenue par l'approche de la matrice de cooccurrence. Comme on le montre sur le tableau 2, cette méthode donne un taux de bonne classification globale de 76,4 % calculé sur l'ensemble des échantillons choisi pour la vérification.

Sur la figure 6, on donne l'image de la classification obtenue par l'approche de la transformation en ondelettes. Comme on le montre sur le tableau 3, cette méthode donne un taux de bonne classification globale de 83,6 % calculé sur l'ensemble des échantillons choisi pour la vérification.

Le taux de bonne classification par thème pour chaque approche est donné sur le tableau 4. La comparaison entre les deux approches montre que la transformation en ondelettes enregistre une amélioration de 7,2 % sur le taux global de bonne classification par rapport à l'approche utilisant la matrice de cooccurrence. À l'exception de la zone de déferlement des vagues, pour laquelle l'analyse multirésolution a causé une régression de 9,8 % par rapport à la méthode utilisant la matrice de cooccurrence, la transformation en ondelettes apporte une amélioration significative pour la plupart des thèmes.

7. DISCUSSION

Une campagne de reconnaissance sur le terrain nous a permis de constater que, sur l'ensemble de la zone d'étude, la classification utilisant la transformation en ondelettes était globalement satisfaisante. En effet, pour les thèmes qui présentent des similitudes radiométriques, hormis l'amélioration du taux de bonne classification, les classes obtenues sont beaucoup plus proche de la réalité et la confusion est plus réduite.

Ceci est constaté notamment pour le maraîchage, dont la caractérisation de sa texture à plusieurs échelles apporte une information précieuse quant à sa discrimination avec le thème céréaliculture. La même constatation est faite pour les zones urbaines, dont les valeurs radiométriques sont très proches de celles de la sebkha. Pour le thème jachère, surestimé dans la classification par matrice de cooccurrence à cause de sa confusion avec le maquis et les sols nus, son rendu dans la nouvelle classification est plus conforme à la réalité et le tracé des contours est plus net.

Enfin, les structures linéaires sont rendues avec plus de finesse dans la seconde approche (ondelettes), c'est notamment le cas des jetées au niveau du port d'Oran et des pistes de l'aéroport de Bousfer.

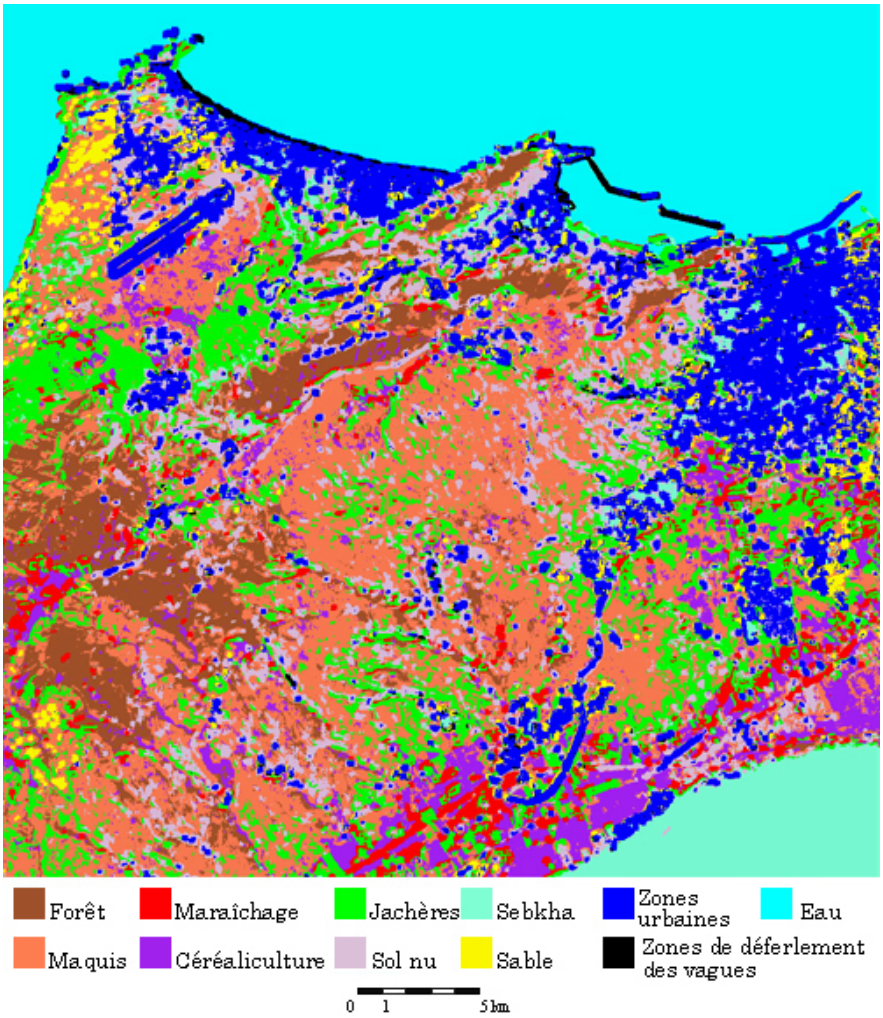


FIGURE 5 Classification utilisant les indices de la matrice de cooccurrence. *Cooccurrence matrix based classification.*

TABLEAU 2 Matrice de confusion : matrice de cooccurence. *Confusion matrix : co-occurrence matrix.*

	1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**	**11**
1-Forêt	759	17	10	0	0	0	1	0	0	0	0
2-Maquis	115	694	44	34	166	0	85	148	0	0	0
3-Maraîchage	11	0	628	242	34	0	9	0	0	0	0
4-Céréaliculture	33	87	240	682	1	0	17	0	0	0	0
5-Jachères	20	66	14	20	731	0	58	12	0	0	0
6-Sebkha	0	9	0	2	7	100	5	151	119	0	0
7-Sol nu	60	127	36	3	43	0	802	87	77	0	0
8-Sable	0	0	6	9	0	0	1	388	0	0	0
9-Zones urbaines	2	0	11	4	18	0	22	213	804	57	0
10-Zone de déferlement des vagues	0	0	11	4	0	0	0	1	0	920	0
11-Eau	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23	1000
Taux de bonne classification (%)	**75,9**	**69,4**	**62,8**	**68,2**	**73,1**	**100**	**80,2**	**38,8**	**80,4**	**93,0**	**100**
Taux global de bonne classification 76,4 %											

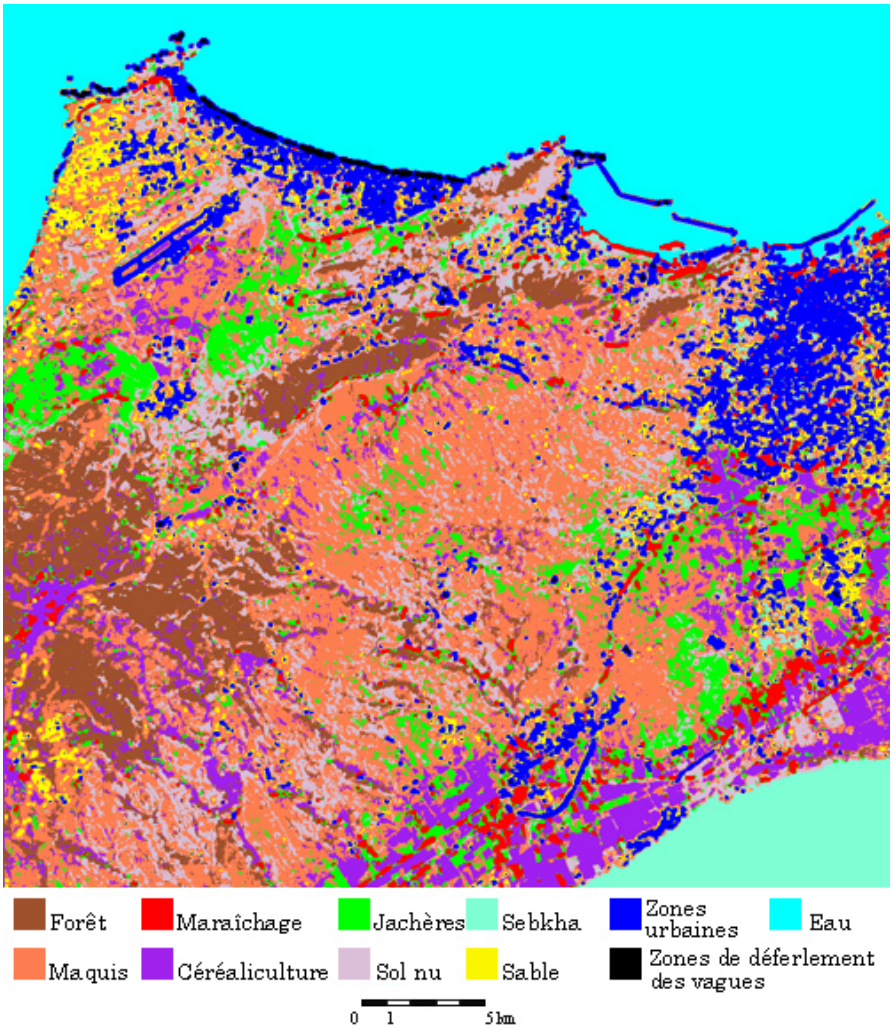


FIGURE 6 Classification utilisant les indices de texture issus de la transformation en ondelettes. *Wavelet texture index based classification.*

TABLEAU 3 Matrice de confusion : transformation en ondelettes. *Confusion matrix : wavelet transform.*

	1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**	**11**
1-Forêt	801	71	13	0	0	0	5	0	0	0	0
2-Maquis	126	749	27	0	60	0	61	23	1	0	0
3-Maraîchage	3	1	788	136	10	0	0	1	0	0	0
4-Céréaliculture	21	0	160	864	0	0	7	0	0	0	0
5-Jachères	0	3	1	0	917	0	63	40	0	0	0
6-Sebkha	0	3	0	0	1	1000	1	61	14	0	0
7-Sol nu	49	171	11	0	12	0	844	198	1	0	0
8-Sable	0	0	0	0	0	0	0	525	37	0	0
9-Zones urbaines	0	0	0	0	0	0	17	152	945	0	0
10-Zone de déferlement des vagues	0	0	0	0	0	0	0	0	2	768	0
11-Eau	0	0	0	0	0	0	2	0	0	232	1000
Taux de bonne classification (%)	**80,1**	**74,9**	**78,8**	**86,4**	**91,7**	**100**	**84,4**	**52,5**	**94,5**	**76,8**	**100**
Taux global de bonne classification 83,6 %											

TABLEAU 4 Taux de bonne classification par thème. *Percentage right classification by class.*

Thèmes	Taux de bonne classification (%)		
	Matrice de cooccurrence	Ondelettes	Différence
Forêt	75,9	80,1	4,2
Maquis	69,4	74,9	5,5
Maraîchage	62,8	78,8	16
Céréaliculture	68,2	86,4	18,2
Jachères	73,1	91,7	18,6
Sebkha	100	100	0
Sol nu	80,2	84,4	4,2
Sable	38,8	52,5	13,7
Zones urbaines	80,4	94,5	14,1
Zone de déferlement des vagues	93,0	76,8	–16,2
Eau	100	100	0
Taux global (%)	**76,4**	**83,6**	**7,2**

8. CONCLUSION

La transformation en ondelettes a été appliquée pour l'analyse de la texture par plusieurs chercheurs (Unser, 1995 ; Laine and Fan, 1996). Néanmoins, les applications qui traitent de l'imagerie satellitaire, et plus spécialement à des fins de production de cartes thématiques, demeurent minimes. Il est donc nécessaire de comparer cette approche à une méthode bien connue et largement appliquée pour la classification texturale, à savoir la matrice de cooccurrence. En dehors du taux global de bonne classification, où l'analyse de la texture par transformation en ondelettes a apporté une amélioration significative de 7,2 % par rapport à la méthode de la matrice de cooccurrence, la transformation en ondelettes offre un grand pouvoir discriminatoire entre les thèmes ayant de fortes similitudes. Ceci est bien illustré dans les cas du maraîchage et de la céréaliculture, pour lesquels la confusion a été réduite de 9 % ; ceci constitue un point fondamental pour l'estimation des surfaces cultivées, notamment pour les applications relatives aux statistiques agricoles.

Il est clair que la particularité de la transformation en ondelettes, à savoir son aptitude à représenter la texture à diverses échelles constitue un avantage certain. Néanmoins, afin de pouvoir arrêter des conclusions définitives, il sera très important de confronter ces deux approches sur d'autres types d'images, à différentes résolutions et issues d'autres types de capteurs, notamment sur des images radar. Ceci qui fera l'objet de nos futurs travaux.

Références

Alata, O. (1998) Caractérisation de la texture par coefficients de réflexion 2-D, application en classification et segmentation. Thèse de doctorat, Université de Bordeaux, École doctorale sciences physiques de l'ingénieur, 161 p.

Baraldi, A. and Parmiggiani, F. (1995) An investigation of the textural characteristics associated with grey-level co-occurrence matrix statistical parameters. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 33, n° 2, p. 293-304.

Beck, J., Sutter, A. and Ivry, R. (1985) Spatial frequency channels and perceptual grouping in texture segregation. Computer Vision and Graphic Image Processing, vol. 37, p. 299-325.

Carr, J.R. and Fernando, P.M. (1998) The semivariogram in comparison to the co-occurrence matrix for classification of image texture. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 36, n° 6, p. 1945-1952.

Chang, T. and Kuo, J.C. (1993) Texture Analysis and Classification with Tree-Stuctured Wavelet Transform. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 2, n° 4, p. 429-441.

Cohen, A. (1992) Ondelettes et traitement numérique du signal. Masson, Paris**,** 205 p.

Daubechies, I. (1990) The wavelet transform, time-frequency localisation, and signal analysis. IEEE Transactions on Information Theory, vol. 36, n° 9, p. 961-1005.

Donnay, J.-P., Barnsley, M. and Longley, P. (2001) Remote Sensing and Urban Analysis - GISDATA 9. Taylor & Francis, London, **Erreur! Signet non défini.**

Emran, A. Hakdaoui, M. and Chorowicz, J. (1996) Anomalies on Geologic Maps from Multispectral and Textural Classification : The Bleida Mining District (Morocco). Remote Sensing of Environment, vol. 57, p. 13-21.

Fatemi-Ghomi, N. (1997) Performance measures for wavelet-based segmentation algorithms. Thèse de doctorat, University of Surrey, 187 p.

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

Karthanassi, V., Iossifidis, C. and Rokos, D. (2000) A texture-based classification method for classifying build areas according to their density. International Journal of Remote Sensing, vol. 21, n° 9, p. 1807-1823.

Kayitakire, F. Giot, P. et Defourny, P. (2002) Discrimination automatique de peuplements forestiers à partir d'orthophotos numériques couleur : un cas d'étude en Belgique. Journal canadien de télédétection, vol. 28, n° 5, p. 629-640.

Kurosu, T., Uratsuka, S., Maeno, H. and Kozu, T. (1999) Texture Statistics for classification of Land Use with Multitemporal JERS-1 SAR Single-Look Imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, n° 1, p. 227-235.

Laine, A. and Fan, J. (1993) Texture classification by wavelet packet signatures. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, n° 11, p. 1186-1191.

Laine, A. and Fan, J. (1996) Frame representation for texture segmentation. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 5, n° 5, p. 771-780.

Lu, C., Chung, P. and Chen, C. (1997) Unsupervised texture segmentation via wavelet transform. Pattern Recognition, vol. 30, n° 5, p. 729-742.

Mallat, S. (1989) A theory for multi-resolution signal decomposition : The wavelet representation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 11, p. 674-693.

Mather, P.M., So, B.T and Koch, M. (1998) An evaluation of Landsat TM spectral data and SAR-derived textural information for lithological discrimination in the red sea Hills, Sudan. International Journal of Remote Sensing, vol. 19, n° 4, p. 587-604.

Mojsilovic, A.M., Popvic, V. and Rakov, D.M. (2000) On the Selection of Optimal Wavelet Basis For Texture Characterization. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 9, n° 12, p. 2043-2050.

Myint, S. W. (2000) Image Texture Analysis with High-resolution Multispectral Image Data Using Wavelet Transforms. Louisiana State University, http://www.ucgis.org/oregon/papers/myint.htm

Prasad, T. S. and Gupta, R. K. (1998) Texture based classification of multidate SAR images – A case study. Geocarto International, vol. 13, n° 3, p. 53-61.

Ranchin, T. (1993) Application de la transformée en ondelettes et de l'analyse multi-résolution au traitement des images de télédétection. Thèse de doctorat, Université de Nice-Sofia Antipolis, École doctorale sciences pour l'ingénieur, 110 p.

Sali, E. and Wolfson, H. (1992) Texture classification in aerial photographs and satellite data. International Journal of Remote Sensing, vol. 13, n° 18, p. 3395-3408.

Shirazi, M.N., Noba, H.N. and Takao, N. (2000) Texture classification based on Markov modelling in wavelet feature space. Image and Vision Computing, vol. 18, p. 967-973.

Simard, M., Saatchi, S.S. and Grandi, G. (2000) The Use of Decision Tree and Multiscale Texture for Classification of JERS-1 Data over Tropical Forest. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 38, n° 5, p. 2310-2321.

Unser, M. (1995) Texture Classification and Segmentation Using Wavelet Frames. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 4, n° 11, p. 1549-1560.

Van de Wouwer, G. (1998) Wavelets For Multi-scale Texture Analysis. Thèse de doctorat, université d'Antwerpen, 162 p.

Wu, D. and Linders, J. (1999) A new texture Approach to Discrimination of Forest Clearcut, Canopy, and Burned Area Using Airborne C-Band SAR. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, n° 1, p. 555-562.