ELABORATION DE SIGNATURES DES TEXTURES D'IMAGES DE TÉLÉDÉTECTION

Olfa Charfi Marrakchi

Département de physique et d'instrumentations de l'Institut National des Sciences Appliquées et de Technologie de Tunis. Centre Urbain Nord, Box 676, 2080. Tunis- Téléphone : 20111377- olfa.charfi@gmail.com

Soumis le 2 avril 2012 ; accepté le 16 mars 2013 - © *Revue Télédétection*, 2012, vol. 11, n° 2, p. 337-350

Résumé

Dans cet article, plusieurs méthodes ont été testées pour l'analyse de textures naturelles extraites d'images de télédétection à mode d'acquisition totalement différent. Il s'agit de proposer, selon la nature de la texture, une méthode optimale qui permet de l'identifier, de la caractériser par des signatures texturales et de l'analyser au même temps. Des fenêtres de texture ont été extraites d'une image radar RSO aéroportée de résolution de 4,6 m et d'une imagede résolution de 15 m acquise par le capteur ASTER – TERRA du satellite TERRA. En dépit de la forte corrélation des textures de chaque image, nous avons montré que l'une des méthodes soit par l'Analyse par la matrice de co-occurrences (GLCM), par la transformée en composantes principales (ACI), la transformée de Karhunen Loeve (TKL), ou par la transformée en Ondelettes (TO) peut être un moyen efficace pour décrire parfaitement la texture. Grâce à ces méthodes, nous avons atteint des taux d'identification des textures tous supérieurs à 92% pour toutes les textures.

Mots cléfs: *ACI, GLCM, TKL, signatures texturales, RSO et ASTER - TERRA images.*

Abstract

In this paper, several methods have been tested for the analysis of natural textures extracted from remote sensing imagery with totally different acquisition mode. We have to propose, according to the nature of the texture, an optimal method that allows to identify it, characterize it by textural signatures, and analyze it at the same time. Texture windows were taken from an air borne radar SAR image with a resolution of 4,6 mandan ASTER sensor image of the satellite TERRA with a resolution of 15m. Despite the strong correlation of the texture of each image, we have shown that one of the methods for instance the analysis by the co-occurrence matrix (GLCM), through the transformation in principals components (ACI), the transformation of Karhunen Loeve (TKL) or the transformation in wavelets (TO) can be an effective way to describe the texture perfectly. Through these methods, we achieved rates of identification of textures all above 92% for all textures.

Key words: *ACI, GLCM, TKL, textural signatures, SAR and ASTER -TERRA images.*

1. INTRODUCTION

Depuis des décennies, les textures d'images satellites ont fait l'objet d'études de recherche assez approfondies soit pour la modélisation ou pour la caractérisation, afin de les identifier plus facilement sur les images. Le recours aux méthodes statistiques a été parmi les premières tentatives d'élaboration des signatures texturales (Haralick,1979) (Akono *et al.*, 2006). Ces méthodes ont montré leur efficacité sur certaines images de télédétection acquises dans le domaine du visible. Toutefois elles n'ont pas été efficaces sur les images radar. Pour palier à ces insuffisances, d'autres méthodes sont nées soit en utilisant des transformations orthogonales pour les caractériser (Chitroub, 2007) (Wang et Chang, 2006) (Devaux *et al.*, 2001)(Provent *et al.*, 1994) (Mojsilovic *et al.*, 2000) (Van De Wouwer *et al.*, 1999) (Jebalia *et al.*, 2009). ou bien des méthodes intelligentes pour les identifier (Benediktsson *et al.*, 1990)(Li, 2003)(Krishnapuram *et al.*, 2003) (Gidudu *et al.*, 2007) (Purushothaman, Karayiannis, 1997) (Agina, Marrakchi, 2009) (Marrakchi *et al.*, 2009).

Les textures des images de télédétection que nous avons choisies sont à vérité de terrain connue (Marrakchi, 1999) (Marrakchi, Chakroune, 2008). Il s'agit de deux ensembles de textures, l'un d'une image radar RSO aéroportée de résolution assez fine (4,6 m) et l'autre d'une image satellitaire acquise par le capteur ASTER du satellite TERRAde résolution moins fine que celle de l'image RSO (15 m). Ces textures ont fait l'objet de plusieurs études et ont révélé des

particularités quant à la régularité de certaines d'entres elles ou au pourcentage d'hétérogénéité (Agina, Marrakchi , 2009)(ElGhali, Marrakchi, 2009).

Plusieurs méthodes ont été testées sur ces textures afin d'évaluer les performances des unes et des autres à leur identification sur ces images, et par la suite, afin de déterminer des signatures texturales suite à l'application de la méthode présentant le meilleur résultat de classification des textures.

Le principe de la détermination de ces signatures texturales repose sur un algorithme itératif à conditions paramétriques liés à la méthode utilisée afin de converger vers des vecteurs caractéristiques des textures optimaux capables d'identifier les textures avec un taux de classification atteignant les 90% d'identification. L'analyse des textures a été réalisée suite à la détermination de ces signatures texturales.

Cet article représente une synthèse des résultats d'analyse des textures obtenus par plusieurs méthodes. En effet, quatre méthodes ont été présentées et testées sur les textures des images puis une analyse des résultats a permis d'opter pour quelle méthode choisir afin d'élaborer les signatures adéquates.

2. DONNÉES UTILISÉES

L'image radar RSO aéroportée est acquise en 1994. Elle est en bande C selon la polarisation horizontale et de résolution de 4,6 m. Les textures de l'image RSO sont essentiellement formées « d'arbres d'oliviers », de la « végétation éparse », du « bâti » et des « sols nus », textures d'une région semi-aride du sud Tunisien (figure 1 et tableau 1).

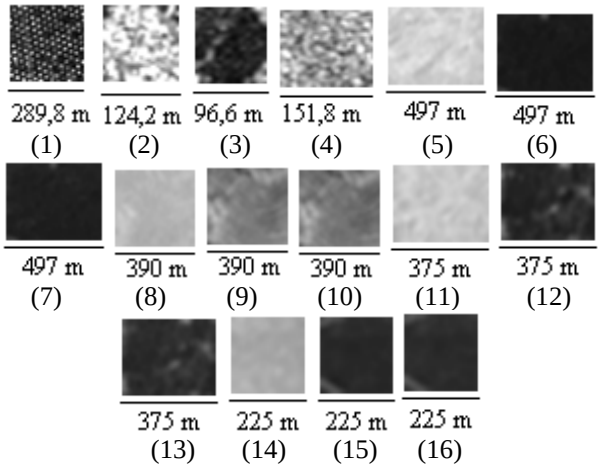


Figure 1 : Echantillons de textures de l'image RSO de (1) à (4) respectivement T1, T2, T3, T4. Echantillons des textures de l'image ASTER - TERRA de (5) à (16) selon respectivement la bande V, R et PIR avec de (5) à (7) la texture T1, de (8) à (10) la texture T2, de (11) à (13) la texture T3 et de (14) à (16) la texture T4.

Figure 1: Samples of textures in the SAR image from 1to 4 respectively T1, T2, T3, T4. Samples of the ASTER – TERRA image textures from 5 to 16according to the band respectively, V,R and PIR with from 5 to7, thetextureT1, 8 to 10, thetextureT2,11 to 13the textureT3 and from 14 to 16 the T4 texture.

Tableau 1 : Labels des textures des images RSO et ASTER – TERRA

Table 1 : Labels of textures of SAR and ASTER - TERRA images.

Labels	Image ASTER - TERRA	Image RSO
T1	Chêne liege R = 5 % - 10 %	Oliviers sur sol couvert de végétation éparse
T2	Chêneliège R = 50 % - 75 %	bâtis et végétation
T3	Chêneliège R >75 %	sols nus et végétation
T4	Pin d'Alep R = 100 %	végétation

L'image satellitaire multi-spectrale est acquise par le capteur ASTER (Advanced Space borne Thermal Emission and ReflectionRadiometer) du satellite TERRA de la NASA en 1999. La résolution spatiale de l'image est de 15 m dans le visible (bande du Rouge (R), Vert (V)) et dans le Proche Infra rouge (PIR). L'image recouvre une zone forestière située

au nord ouest de la Tunisie. Le recouvrement (R) de cette zone est variable, d'un endroit à un autre, et est essentiellement couvert de deux espèces d'arbres de chêne liège et de pin d'Alep mélangées à d'autres espèces à recouvrement négligeable par rapport aux espèces citées (figure 1 et tableau 1). Cette image est disponible gratuitement sur le site (http://lpdaac.usgs.gov/ASTER).

3. MÉTHODOLOGIE

Nous avons adopté un algorithme pour la détermination des signatures texturales. Cet algorithme repose sur le critère d'évaluation des signatures par classification des textures des images (figure 2). L'étape de classification des images RSO et TERRA – ASTER est réalisée selon le critère de minimum de la distance en valeur quadratique moyenne, EQM, entre le vecteur caractéristique local, déterminé sur les échantillons de texture prélevés dans une fenêtre de balayage de dimensions kxk pixels sur l'image, et le vecteur caractéristique de la texture (ou signature texturale) obtenu par la méthode d'analyse en question. L'évaluation de la classification des images a été réalisée selon le taux d'identification $\tau_{id}(T)$ (équation 1) des fenêtres texturales T prélevées sur l'image classifiée de labels (figure 1).

$$\tau_{id}(T) = 100.\sum_{i=1}^{c} p(I_s = i / T_s = T) / p(T_s = T / I_s = i) \quad (1)$$

Avec c est le nombre de classes considérées (dans notre cas quatre par image), I_s le label du pixel s et $p(I_s=i/T_s=T)$ (respectivement $p(T_s=T/I_s=i)$), la probabilité conditionnelle pour que le pixel s soit classé dans la classe i sachant qu'il appartient à la texture T.

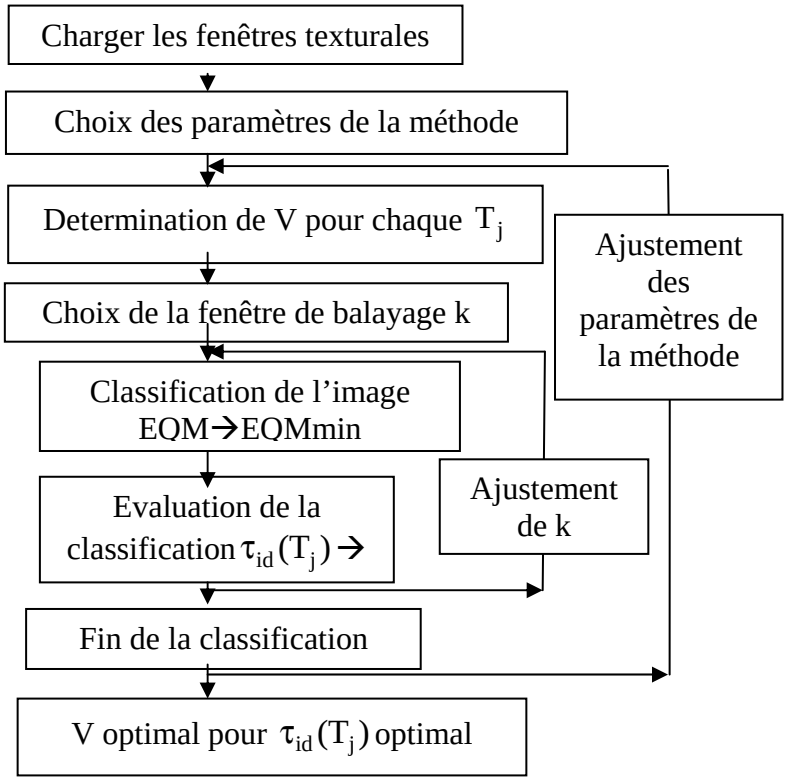


Figure 2 : Algorithme de détermination de signatures optimales de texture.
Figure 2: Determination algorithm of optimum texture signatures.

4. ANALYSE PAR LA MATRICE GLCM

Plusieurs indices peuvent être déterminés à partir de la matrice C(i,j) de co-occurrences GLCM (Gray Level Cooccurrence Matrix) (Haralick, 1979). Seulement quatre indices ont été déterminés car ils décrivent le caractère hétérogène et la corrélation entre les textures des images utilisées.

L'analyse des textures des images de télédétection a été réalisée suite à la détermination de vecteurs de signatures texturales (équation 2) à quatre indices extraits de la matrice GLCM à 8 niveaux de gris (Haralicketal., 1973). Les quatre indices sont : l'homogénéité dont les valeurs varient dans l'intervalle [0 1] (équation 3), le contraste qui est nul pour les images à niveaux de gris constants (équation 4), la corrélation qui varie dans l'intervalle [-1 1] elle est de

valeur infinie pour les images à valeur de niveaux de gris constants (équation 5), l'énergie qui varie dans l'intervalle [0 1] elle est de 1 pour une image à valeurs de niveaux de gris constants (équation 6).Deux paramètres liés à la méthode GLCM ont été ajustés soit la distance de connexité des pixels $d \in \{1,2\}$ et l'angle d'orientation du voisinage d'un pixel $\theta \in \{0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4\}$.

$$V_{GLCM} = (\text{contraste}, \text{corrélation}, \text{énergie}, \text{homogénéité}) \quad (2)$$

La matrice de co-occurrences d'une imageest une matrice carrée de coefficients C(i,j) et de dimensions nxn où n est le nombre de niveaux de gris de l'image. Les éléments de la GLCM représente les probabilités d'occurrences du couple de niveaux de gris (i,j) distants de d et orientés d'un angle θ.

Pour convertir les probabilités d'occurrences en fréquences relatives, il faut normaliser les éléments de la matrice en les divisant par le nombre total de paires de points élémentaires de l'image séparés par la distance d dans la direction considérée.

Les matrices de cooccurrences des niveaux de gris (GLCM) ont été déterminées pour les quatre textures de l'image RSO et de celles de l'image ASTER-TERRA. Pour simplifier le calcul des GLCM, nous nous sommes basés sur l'approche de la quantification de la GLCM sur 8 niveaux de gris. Les niveaux de gris des différentes fenêtres de textures ont été ramenés à 8 valeurs.

$$\text{Homogénéité} = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} C(i, j/d, \theta) \quad (3)$$

$$\text{Contraste} = i.j.(i-j)^2 . \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} C(i, j) \quad (4)$$

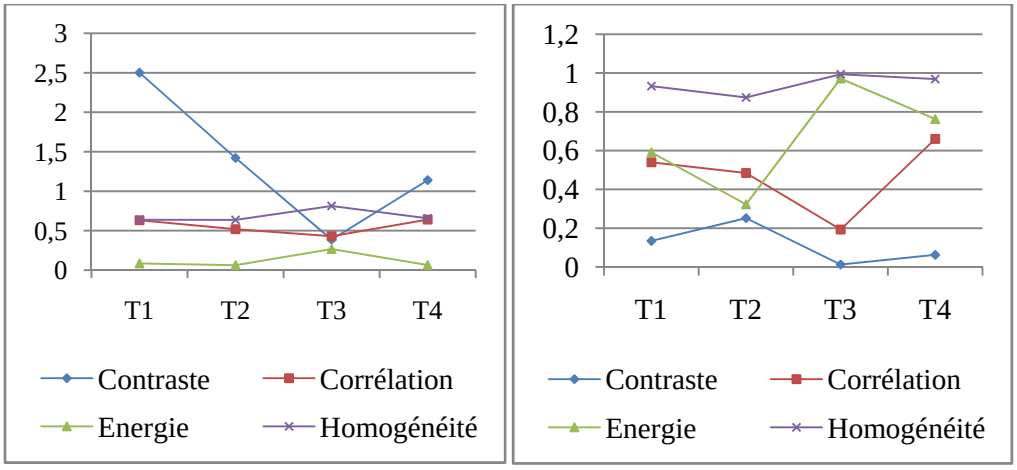
$$\text{Corrélation} = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} (i - m_x).(j - m_y) C(i, j) \quad (5)$$

mxetmy sont respectivement la valeur moyenne sur les lignes et celle sur les colonnes de la matrice GLCM telle que :

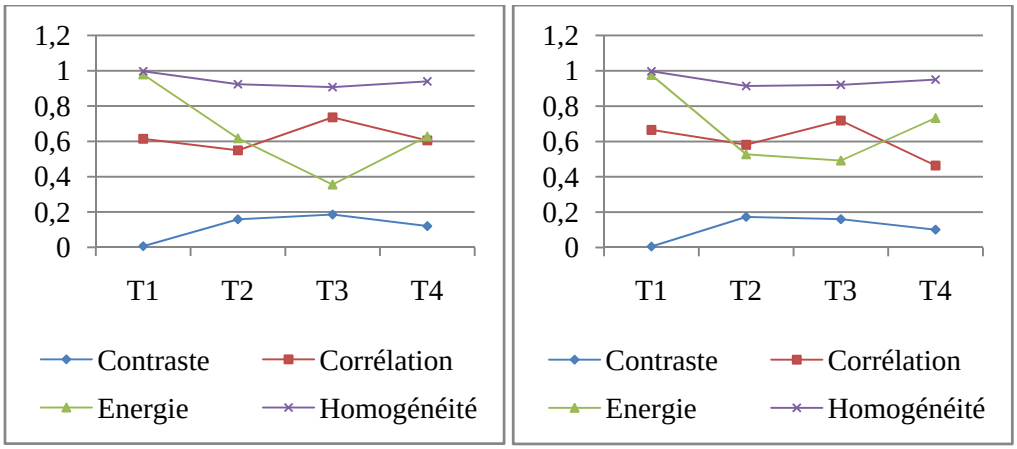
$$m_x = \frac{1}{n}\sum_a \sum_b a.C(a,b) \qquad m_y = \frac{1}{n}\sum_a \sum_b b.C(a,b)$$

$$\text{Energie} = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} C(i, j)^2 \quad (6)$$

Les vecteurs signatures optimaux des textures (figure 3) sont ceux ayant donné les meilleurs résultats de taux d'identification (équation 1) des textures sur les zones texturales des images classifiées (tableau 2 et tableau 3). A ce propos, nous avons considéré d=1 et θ=0°. La classification des images a été réalisée selon le critère de minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre les statistiques locales (contraste, corrélation, énergie, homogénéité), déterminées selon le voisinage décrit par la fenêtre de balayage (kxk), et les vecteurs signatures.



(a) (b)



(c) (d)

Figure 3 : Courbes de variation des valeurs des coefficients du vecteur caractéristique des textures issus de la GLCM (d = 1 et θ = 0°). (a) textures de l'image RSO, (b) textures de l'image R - ASTER - TERRA, (c) textures de l'image V - ASTER - TERRA, (d) textures de l'image PIR - ASTER - TERRA.

Figure 3: Curves of variation of values of the coefficientsof the textures characteristicvectorfromtheGLCMmatrix (d=1 et θ =0°). (a) textures of the SAR image, (b) textures from R-ASTER - TERRA image, (c) textures from V-ASTER - TERRA image, (d) textures from PIR-ASTER - TERRA image.

Tableau 2 : Taux d'identification des textures de l'image RSO par la méthode GLCM (exprimé en %)
Table 2 : Identification rate of textures of the SAR image by the GLC Method (in %)

k	T1	T2	T3	T4	Taux moyen
5	74,93	42,05	99,63	59,19	68,95
7	81,31	55,93	99,26	73,29	77,45
9	86,34	67,87	98,9	84,96	84,52
11	89,33	79,42	99,26	92,48	90,12
			3		
k	T1	T2	T3	T4	Tauxmoyen
5	98,17	4,15	57,80	11,45	42,89
7	97,26	8,62	67,80	19,82	48,37
9	96,32	12,31	75,40	28,55	53,14
11	95,05	18,15	82,40	42	59,40

Les résultats de classification ont montré que les textures de l'image RSO présentent les plus élevés taux pour k=11 ce qui n'est pas le cas des textures de l'image ASTER - TERRA. Les courbes de variation des valeurs des coefficients des vecteurs caractéristiques des textures issus de la GLCM (figure 3) ainsi que les valeurs de taux d'identification des textures (tableau 2 et tableau 3) montrent bien que ces vecteurs peuvent bien caractériser certaines textures des deux images. Les textures de l'image RSO sont à taux d'identification de plus de 75%. Par contre, les textures de l'image ASTER-TERRA seulement les textures T1 du « Chêne liège pour R=5%-10% » et T3 du « Chêne liège pour R>75% » sont à taux supérieurs à 80%. Les autres textures n'ont pas été bien identifiées et présentent toujours des confusions d'identification avec les autres textures.

5. ANALYSE PAR ACI

Le recours à l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) appliquée sur l'image ASTER - TERRA a permis, d'une part, de décorréler les bandes spectrales de l'image de sorte que l'information contenue dans les trois composantes indépendantes (CPI1, CPI2, CPI3) soient totalement différentes et, d'autres part, d'utiliser ces nouvelles images de composantes pour l'élaboration de signatures texturales.

L'ACI a été réalisée en deux étapes (figure 4). En premier temps nous avons réalisé l'Analyse en Composantes Principales (ACP) sur les images des bandes spectrales V, R et PIR ; puis, en second temps, nous avons utilisé la méthode des nuées dynamiques (ISODATA) sur les composantes principales issues de l'ACP en faisant varier le

nombre de noyaux (nn) et le nombre d'itérations (m) de l'algorithme de sorte que les centres de classes identifiées soient figés (Le Borgne, Guérin – Dugué, 2001) (Chitroub, 2007) (Wang, Chang, 2006).

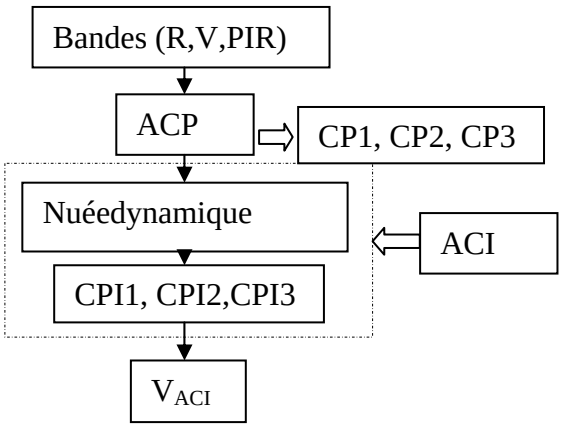


Figure 4 : Procédure de l'ACI et détermination du vecteur signature V_{ACI}.
Figure 4: Procedure of ACI and determination of the textures signature vectorV_{ACI}.

Les signatures texturales déterminées sont à deux composantes soient la valeur moyenne et la valeur de la variance (équation 7) des fenêtres texturales selon les trois composantes indépendantes CPI1, CPI2, CPI3 (figure 5).

$$V_{ACI} = (\text{Moyenne}, \text{Variance}) \qquad (7)$$

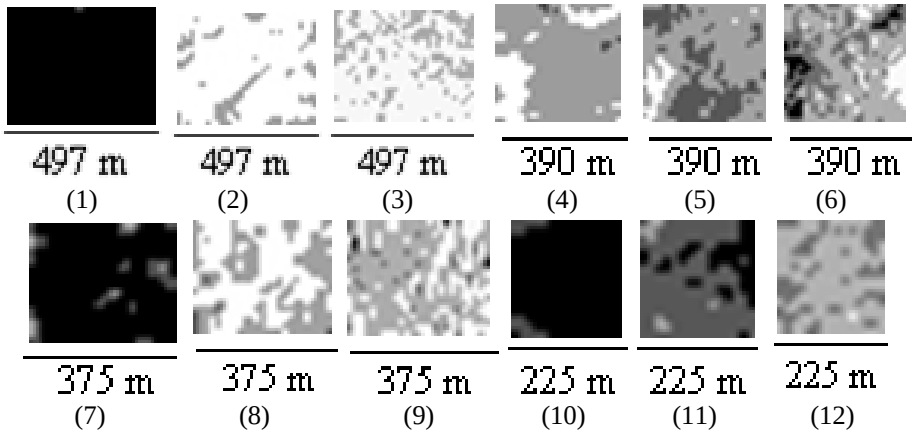


Figure 5 : Fenêtres texturales selon l'ordre CPI1, CPI2, CPI3 des textures de l'image ASTER - TERRA.
De (1) à (3) de T1. De (4) à (6) de T2. De (7) à (9) de T3. De (10) à (12) de T4.
Figure 5: Textural windows in the order CPI1, CPI2, CPI3 of textures of ASTER - TERRA image.
From (1) to (3) of T1. From (4) to (6) of T2. From (7) to (9) of T3. From (10) to (12) of T4.

Les signatures texturales optimales (figure 6) sont celles qui ont donné le meilleur taux moyen d'identification (équation 1) des textures sur les images classifiées (tableau 4) et cela en ajustant les paramètres nn, m et k (figure 2). La classification des images a été réalisée selon le critère de minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre les statistiques locales, en moyenne et variance déterminées sur les images des composantes indépendantes, et lesvecteurs signatures.

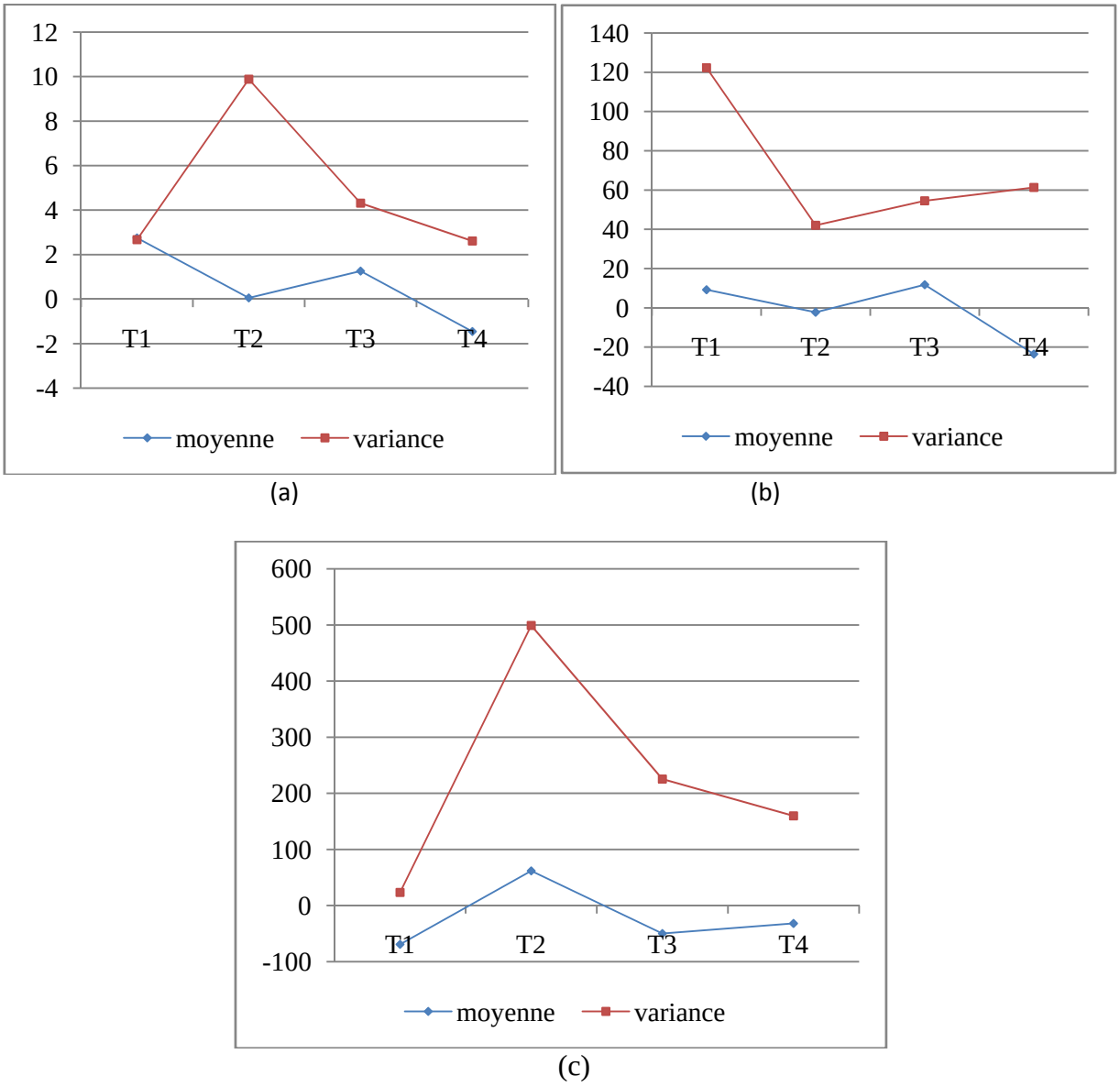


Figure 6 : Composantes du vecteur signature. (a) pour CPI1, (b) pour CPI2, (c) pour CPI3.
Figure 6: Components of the signature vector. (a) for CPI1, (b) for CPI2, (c) for CPI3.

Tableau 4 :Taux d'identification des textures de l'image ASTER - TERRA par la méthode ACI (exprimé en %). nn = 4 m = 20.
Table 4: Rates of texture identification for ASTER - TERRA image by the ACI method (in %).nn=4 m=20.

k	T1	T2	T3	T4	Tauxmoyen
3	43,8	99,1	59,3	98	75,05
5	45,4	99,4	72,8	99,9	79,37
7	46,8	99,5	82,9	99,6	82,2
9	47,4	99,4	91,3	99,2	84,32
11	48,1	99,1	95,1	99,1	85,35

Les résultats de classification ont montré que les textures de l'image ASTER - TERRA présentent des valeurs de taux d'identification faibles pour la texture T1. La texture T2 et T4 donnent les meilleurs taux d'identification qui sont de l'ordre de 100% alors que pour la texture T3 seuls pour k= 9 ou k=11 on atteint des taux d'identification supérieurs à 90%.

Notons qu'il n'y a pas eu d'amélioration de la valeur des taux moyens des textures pour des valeurs de nn>4 et m > 20.

6. ANALYSE PAR TKL

La transformation de KarhunenLoeve (TKL) a été appliquée sur les textures des deux images de télédétection (Devaux *et al.*, 2001) (Marrakchi, chakroune, 2008)(Provent *et al.*, 1994). Cette méthode a permis d'analyser le degré de corrélation des pixels d'une texture donnée en élaborant une matrice de corrélation pour chaque ensemble d'échantillons de la texture prélevé selon une fenêtre de balayage de dimensions (lxl). De ces matrices sont déterminées les énergies propres des textures. Afin d'alléger le calcul nous nous sommes restreints aux énergies dont le cumul des valeurs permet d'obtenir un Pourcentage Energétique (PE) supérieur à 90% de l'énergie totale de la texture en question (PE_RSO=90% et PE_TERRA - ASTER=99%). Par conséquent, le nombre d'énergies propres varie d'une texture à une autre. Ces énergies propres ont été utilisées pour l'élaboration de bancs de filtres de textures afin d'obtenir, par texture T_j, les images d'attributs, $imgT_{jp}$ (figure 7) (figure 8). Le vecteur signature attribué à chaque texture est formé par les valeurs des énergies propres de la texture en question (équation 8).

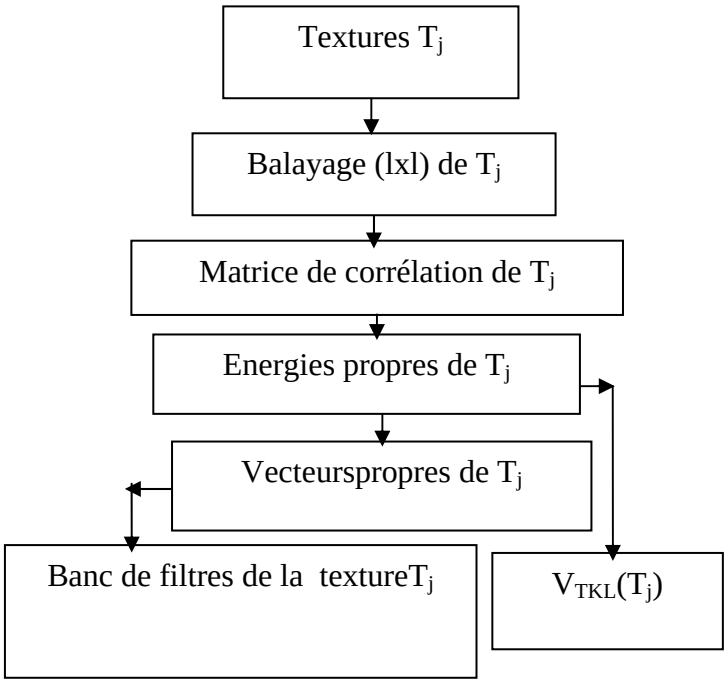


Figure 7 : Etapes de la TKL et détermination du vecteur signatureV_{TKL}
Figure 7: Steps of TKL and determination of the signature vectorV_{TKL}

Notons que l'énergie moyenne déterminée sur chaque séquence filtrée de texture représente la valeur propre associée au filtre utilisé et, par conséquent, ces signatures ne peuvent que donner les meilleurs résultats de classification pour différentes valeurs du paramètre, k, dimension de la fenêtre de balayage.

$$V_{TKL} = (\lambda_1, \lambda_2, ... \ \lambda_p) \quad (8)$$

Avec λ_i : la $i^{ième}$ énergie propre extraite de la matrice de corrélation d'une texture donnée et p représente le nombre d'énergies propres.

La classification de l'image est effectuée selon la minimisation, selon les textures T_j, de l'erreur quadratique moyenne (E_j) entre la valeur moyenne locale, $sigT_{jp}$, déterminées sur les $imgT_{jp}$ et les composantes du vecteur signature V_{TKL} (T_j) (figure 8).

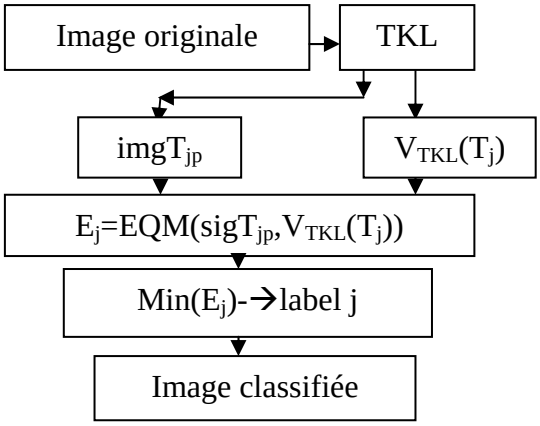


Figure 8 : Procédure de classification (TKL)
Figure 8: Procedure of classification (TKL)

Les signatures optimales sont celles qui ont donné le meilleur résultat de classification des textures des images (figure 9). En effet, pour les textures de l'image ASTER – TERRA, nous avons considéré l=5 et k=9. Quant aux textures de l'image RSO les meilleurs résultats sont obtenus pour l=9 et k=7 (tableau 5 et tableau 6)

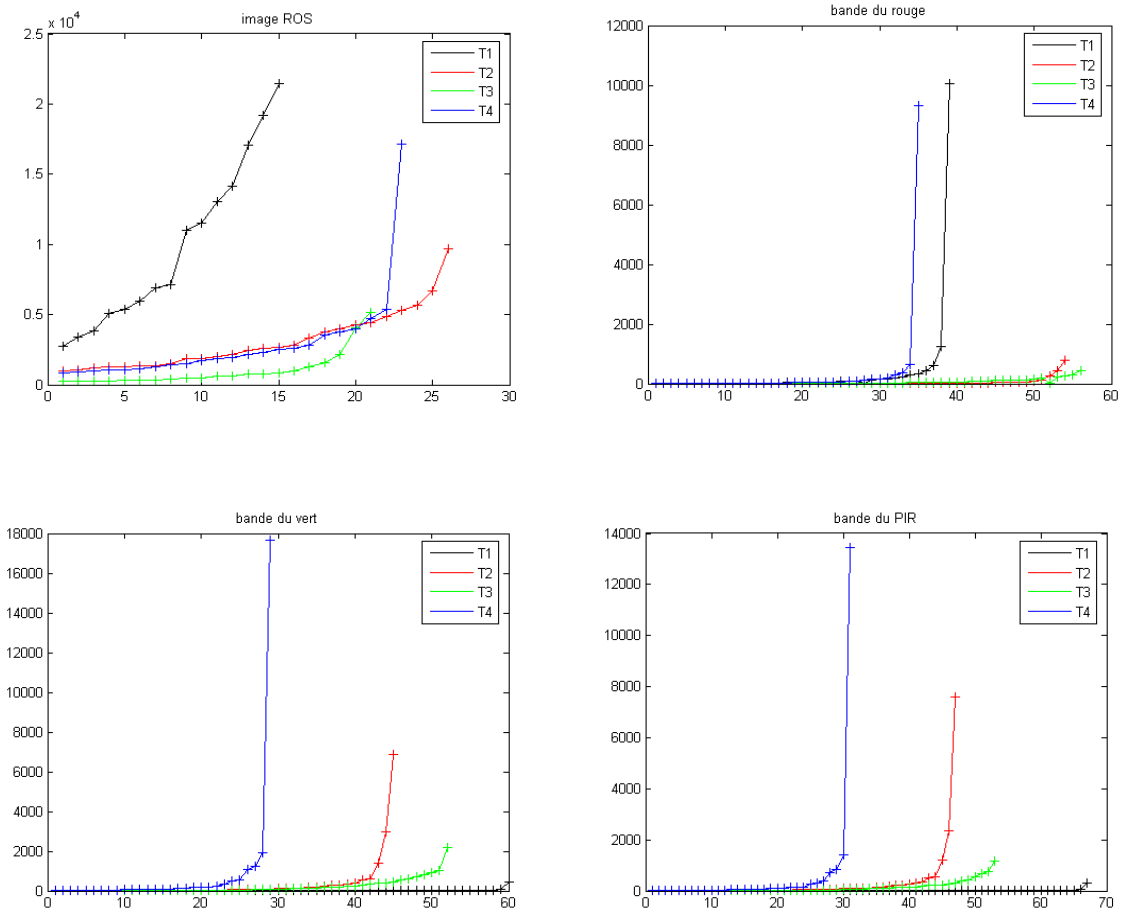


Figure 9 : Curves of variation of the values of coefficients of the characteristicvector of the textures issued by TKL. (a) textures of SAR image, (b) textures from R-ASTER - TERRA image (c) textures from V-ASTER - TERRA image (d) textures from PIR-ASTER - TERRA image.

Tableau 5 :Taux d'identification des textures de l'image RSO par la méthode TKL (exprimé en %). l = 9, PE = 90 %.
Table 5 : Rate of identification of the SAR image textures by the TKL method (in %). l=9, PE=90%.

k	T1	T2	T3	T4	Tauxmoyen
3	36,9	91,5	92,8	77	74,55
5	56,5	91,9	90,9	78,6	79,48
7	57,6	92,6	88,9	80,4	79,88
9	58,8	92,9	86,4	82,7	80,2
11	59,8	92,9	81,9	84,4	79,75

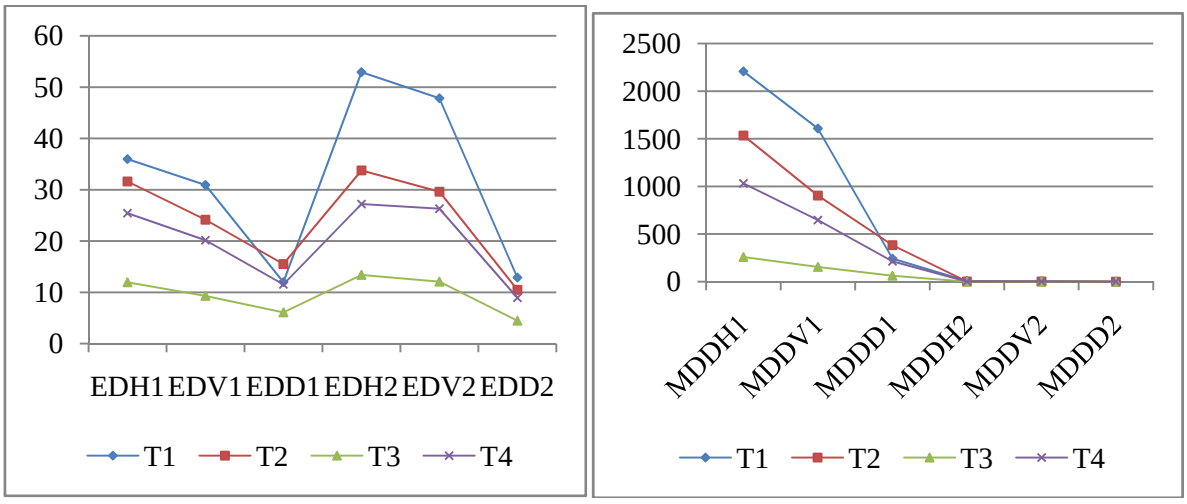
Tableau 6 :Taux d'identification des textures de l'image ASTER - TERRA par la méthode TKL (exprimé en %). L = 5, PE = 99 %.
Table 6 :Rate of identification of the ASTER - TERRA image textures by the TKL method (in %). l=5, PE=99%.

k	T1	T2	T3	T4	Tauxmoyen
3	98,4	99,4	90,7	99,9	97,1
5	98,2	99,4	92,5	99,8	97,48
7	98,2	99,4	96,3	99,7	98,4
9	97,9	99,5	99,3	99,4	99,03
11	97,4	99,4	99,7	99,3	98,95

7. ANALYSE PAR TO

La transformée en ondelettes redondante (Laine, Fan, 2006) a été réalisée sur les images RSO et ASTER - TERRA sur L niveaux de décomposition en essayantlestrois bases d'ondelettes : la base d'ondelettes de « Daubechies (db45) », la base d'ondelettes « Coiflettes (coif1) » et la base d'ondelettes « biorthogonale (bior1.3) ».

Les signatures optimales sont déterminées suite à la classification des images pour k=11 telle que nous avons appliqué une TO sur 2 niveaux de décomposition (L = 2) en utilisant la base d'ondelettes « Coiflettes » pour les textures de l'image RSO (figure 10 et tableau 7) et sur un seul niveau de décomposition (L = 1), en utilisant la base d'ondelettes de « Daubechies », des bandes spectrales de l'image ASTER - TERRA (figure 11, figure 12, figure 13 et tableau 8).



(a) (b)

Figure 10 : Courbes de variation des valeurs des coefficients du vecteur caractéristique des textures issus de la TO (L = 2) de l'image RSO, (a) Variation du coefficient E selon les sous bandes DD, DH, DV, (b) Variation du coefficient MD selon les sous bandes DD, DH, DV.
Figure 10: Curves of variation of the values of the coefficients of the characteristic vector of textures from the TO(L=2) of the SAR image, (a) Variation of the coefficient E by sub bands DD, DH, DV, (b) Variation of the coefficient MD by sub bands DD, DH, DV.

Tableau 7:Taux d'identification des textures de l'image RSO par la méthode TO (exprimé en %). L = 2.
Table 7 : Rate of identification of SAR image textures by the TO method (in %). L=2.

k	T1	T2	T3	T4	Taux moyen
3	82,35	47,18	97,43	49,79	69,19
5	87,58	65,18	99,63	62,61	78,75
7	90,58	75,19	100	72,86	84,66
9	93,14	79,65	100	83,27	89,02

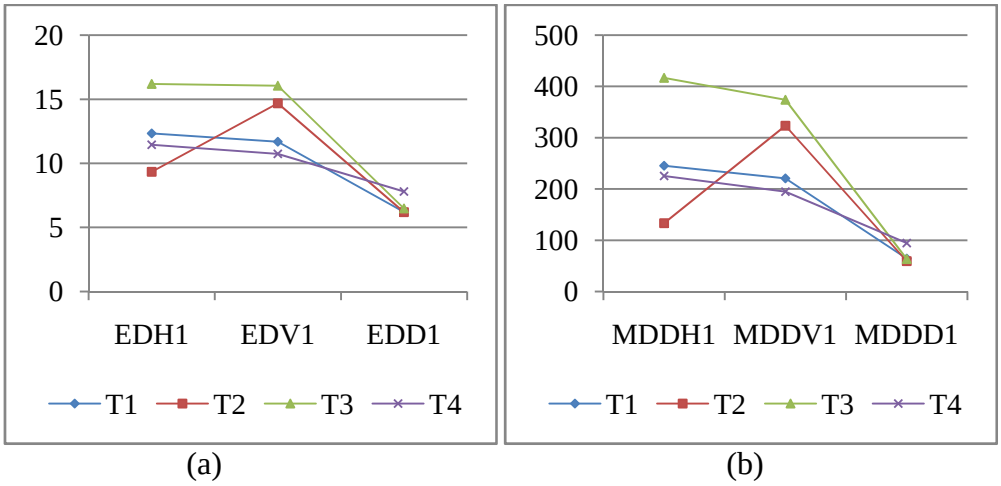


Figure 11 : Courbes de variation des valeurs des coefficients du vecteur caractéristique des textures issus de la TO (L = 1) de l'image R - ASTER - TERRA, (a) Variation du coefficient E selon les sous bandes DD, DH, DV, (b) Variation du coefficient MD selon les sous bandes DD, DH, DV.

Figure 11: Curves of variation of the values of the coefficients of the characteristic vector of textures from the TO(L=1)of R-ASTER – TERRA image, (a) Variation of the coefficient E by sub bands DD, DH, DV, (b) Variation coefficient of MD by sub bands DD, DH, DV.

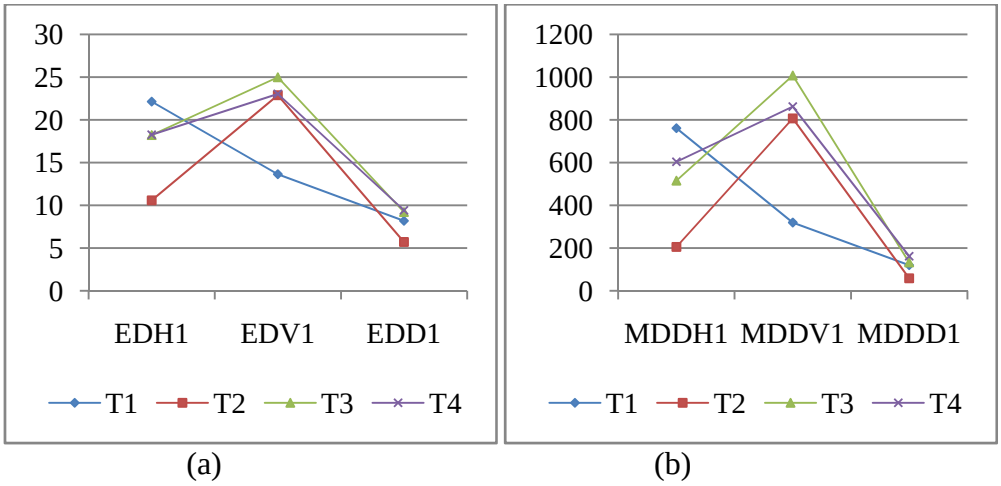
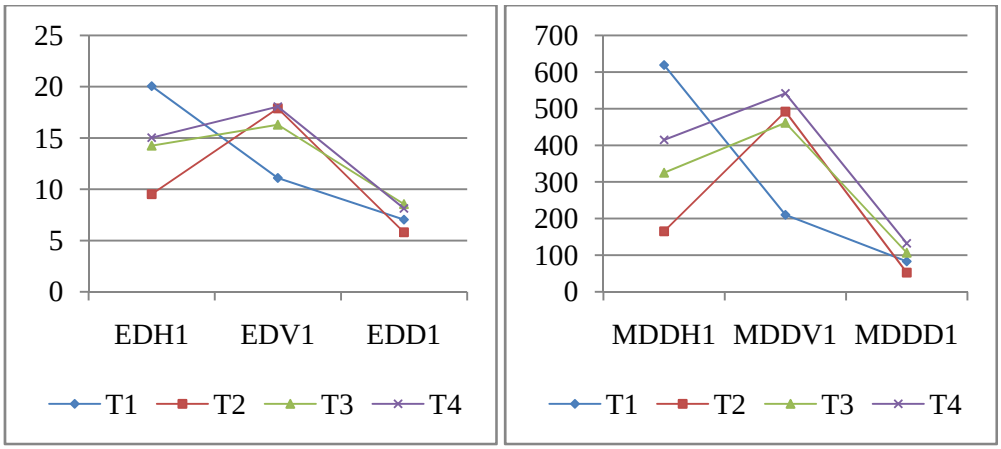


Figure 12 : Courbes de variation des valeurs des coefficients du vecteur caractéristique des textures issus de la TO (L = 1) de l'image V - ASTER - TERRA, (a) Variation du coefficient E selon les sous bandes DD, DH, DV, (b) Variation du coefficient MD selon les sous bandes DD, DH, DV.

Figure 12: Curves of variation of the values of the coefficients of the characteristic vector of textures from the TO(L=1) of V-ASTER – TERRA image (a) Variation of the coefficient E by sub bands DD, DH, DV, (b) Variation coefficient of MD by sub bands DD, DH, DV.



(a) (b)

Figure 13 : Courbes de variation des valeurs des coefficients du vecteur caractéristique des textures issus de la TO (L = 1) de l'image PIR - ASTER - TERRA, (a) Variation du coefficient E selon les sous bandes DD, DH, DV, (b) Variation du coefficient MD selon les sous bandes DD, DH, DV.

Figure 13: Curves of variation of the values of the coefficients of the characteristic vector of textures from the TO(L=1)of NIR ASTER - TERRA – image (a) Variation of the coefficient E by sub bands DD, DH, DV, (b) Variation coefficient of MD by sub bands DD, DH, DV.

Tableau 8:Taux d'identification des textures de l'image ASTER - TERRA par la méthode TO (exprimé en %). L = 1.
Table 8: Rate of identification of ASTER - TERRA image textures by the TO method (in %). L=1.

k	T1	T2	T3	T4	Tauxmoyen
3	58,31	44,13	81,37	48,08	57,97
5	64,76	51,85	84,63	50,76	63
7	70,40	55,92	87,52	55,73	67,39
9	76,65	61,32	87,06	57,79	70,71
11	81,70	64,41	86,89	58,95	72,99

A partir des images de sous bandes des détails horizontaux (DH), des détails verticaux (DV) et de détails diagonaux (DD), nous avons déterminé les composantes des signatures de textures soit (équation 9) : la signature énergétique (ou moyenne énergétique), notée E, et 1a norme L1, notée MD (Meandeviation) (Van De Wouwer*etal.*, 1999)(Porter, Canagarajah, 1996) (Porter, Canagarajah, 1997) (Jebalia *et al.*, 2009).

$$V_{TO} = (E_{DH}, E_{DV}, E_{DD}, MD_{DH}, MD_{DV}, MD_{DD}) \quad (9)$$

Avec $$E_{D_L} = \frac{1}{M}\sum_{j,k}(D_L(b_j, b_k))^2 \qquad MD_{D_L} = \frac{1}{M}\sum_{j,k}\left|D_L(b_j, b_k)\right|$$

$D_L(b_j, b_k)$ est l'énergie du coefficient d'ondelettes (b_j, b_k) de la sous-bande des détails D_L au niveau L de décomposition, M est le nombre total de pixels de l'image.

8. CHOIX DE L'ANALYSE OPTIMALE

Une première analyse des résultats d'identification des textures obtenus par les méthodes GLCM, ACI, TKL et TO montre que nous pouvons atteindre des taux supérieurs à 92% pour toutes les textures quelle que soit la résolution de l'image ou le contenu informatif de la texture (tableau 9) mais le choix du type de signature dépend de plusieurs facteurs, en l'occurrence, les performances du calculateur en temps de calcul, la complexité de la méthode ou encore la nature texturale en terme d'homogénéité de contraste ainsi que d'autres indices des textures. Ces valeurs de taux assez élevés peuvent être justifiées soit par la dé-corrélation texturales par l'ACI ou par la TKL, soit par l'analyse multi-résolutions des textures ou soit par analyse statistique d'ordre supérieur à deux des textures.

Tableau 9 :Taux d'identification minimale et maximale des textures des deux images obtenues avec les différentes méthodes (exprimé en %).
Table 9: Minimum and maximum Identification rates for textures of the two images obtained with different methods (in %).

	Taux	T1	T2	T3	T4
RSO	min	36,9	42,05	81,9	49,79
	max	94,4	92,9	100	93,95
ASTER	min	43,8	4,15	57,8	11,45
	max	98,4	99,5	99,7	99,9

La texture T3 « sols nus et végétation » de l'image RSO et du « Chêne liège R= 50%-75%»de l'image ASTER - TERRA présente un indice d'homogénéité tendant vers 1. Ces textures sont nettement les mieux identifiées, par rapport aux autres textures, par toutes les méthodes sauf par la méthode du GLCM pour l'image ASTER - TERRA, pour les différentes valeurs du paramètre k.

Les résultats des taux d'identification des textures permettent de déterminer la signature texturale optimale déterminée à partir des méthodes utilisées. Ainsi, les textures T1, T3, T4 sont identifiées à valeur de taux maximale par la méthode TO ce qui n'est pas le cas pour les textures de l'image ASTER - TERRA. Cependant, les textures de l'image ASTER - TERRA sont à taux maximal avec les méthodes TKL et avec la méthode ACI pour les textures T3 et T4.

Deux possibilités de signatures sont éventuelles pour la texture T1 des « Oliviers sur sol couvert de végétation éparse » à savoir V_{GLCM} et $V_{TO.}$ Dans ces cas, les taux sont supérieurs à 75%. Quant à la texture T2 du « Bâtis et végétation » le vecteur signature V_{TKL} permet d'obtenir des taux supérieurs à 91%. Enfin pour la texture T4, il faut cependant tester les trois méthodes puisqu'avec un bon choix des paramètres, nous pouvons atteindre des taux supérieurs à 84%.

La texture T1 du « chêne liège R=5%-10% » est mieux identifiée si l'on utilise les vecteurs signatures V_{GLCM} ou V_{TKL}. Les taux atteints sont supérieurs à 95%. Pour la texture T2 du « Chêne liège R= 50%-75% », le choix de la signature est plutôt V_{TKL} que le V_{ACI} puisque quelle que soit la dimension de la fenêtre de balayage, les taux sont supérieurs à 90%. Enfin, pour la texture T4 du « Pin d'alpes R=100% » le choix est V_{TKL} ou V_{ACI} qui présentent les meilleurs résultats d'identification des textures.

9. CONCLUSION

L'étude a montré qu'il est possible de déterminer des signatures texturales de textures d'images de télédétection de différentes natures d'acquisition (radar et optique dans le visible ou le proche infra-rouge). Plusieurs méthodes ont été appliquées à savoir par la matrice GLCM par l'ACI, la TKL et la TO et ont abouti à l'analyse des textures et à leur identification sur les images selon des taux d'identification assez élevés. L'étude a montré que le choix des signatures dépend de plusieurs facteurs en l'occurrence les performances du calculateur en temps de calcul, la complexité de la méthode ou encore la nature texturale en terme d'homogénéité de contraste et d'autres indices des textures.

En perspective de ce travail, certaines de ces méthodes peuvent être utilisées pour optimiser le temps d'apprentissage des réseaux intelligents (Marrakchi *et al.* 2009) utilisées pour la classification de ces mêmes textures des deux images. En outre, un réseau de neurones paramétré par les coefficients issus de la TO ou ceux de l'ACI, appliquées sur les textures des images, peuvent améliorer les résultats de classification des textures des images puisque l'information texturale est dé-corrélée par ces transformations.

RÉFERENCES

Agina, A. etMarrakchi O. (2009) Identification de textures hétérogènesd'image ASTER et RSO par les classifieurs SVM, les journéesscientifiques TAIMA'09, Hammamet, Tunisie, p. 609 - 615.

Akono, A., Tonyé, E. et Ndinyoungui, A. (2006) Etude comparative de paramètres de texture d'ordredeux et trois pour une classification d'images RSO dans un contexte de multirésolutionhiérarchique, Revue de Télédétection, vol. 6, no. 4, p. 249 - 261.

Benediktsson, J. A., Swain, P. H and Ersoy, O. K. (1990) Neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource remote sensing data, IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing, vol. 28, no. 4, p. 540 - 552.

Chitroub, S. (2007) Analyse en composantesindépendantesd'imagesmultibandes : faisabilité et perspectives, Revue de Télédétection, vol.7, no. 1 – 2 – 3 - 4, 2007, p. 541 - 555.

Devaux, J.C., Gouton, P. and Truchetet, F. (2001)Karhunen - Loeve transform applied to region - based segmentation of color aerial images, Optical Engineering, vol.40, no.7, p. 1302 - 1308.

ElGhali, A. et Marrakchi, O. (2009)Influence des paramètres texturaux sur les performances des réseaux de neurones pour la classification d'images de télédétection, GRETSI'09, Dijon, France, p.625 - 631.

Gidudu, A., Hulley, G. and Marwala, T. (2007):Image classification using SVMs: One – against - One Vs One – against - All , In Proceedings of the 28th Asian Conference of Remote Sensing, Kuala Lumpur, Malaysia, 12th – 16th November , 6 p.

Haralick, R. M., Shanmugam, K. and Dinstein, I. (1973) Textural features for image classification, IEEE Transactions on Systems and Cybernetics (SMC), vol. 3, no.6, p.610 - 621.

Haralick, R. M. (1979), Statistical and structural approaches to texture, Proceeding of IEEE, vol.67, no. 5, p. 786 - 804.

Jebalia, W., Marrakchi, O. et Mbaynaibe, J. (2009) Extraction de paramètres caractéristiques des textures hétérogènes d'images de télédétection à partir d'une modélisation en gaussienne généralisée et par transformation en ondelettes, TAIMA'09, Hammamet, Tunisie, p. 617 - 623.

Krishnapuram, B., Sichina, J. and Carin, L. (2003) Physics - based detection of targets in SAR imagery using Support Vector Machines, IEEE Sensors journal, vol.3, no.2, p. 174 - 185.

Laine, A. and Fan, J. (2006) Frame representation for texture segmentation, IEEE transactions on image processing, vol.5, no.5, p. 771 – 780.

Le Borgne, H. et Guérin – Dugué, A. (2001)Caractérisation d'images par analyse en composantes indépendantes,Orasis, 10 p.

Li, S. (2003) Texture classification using the support vector machines, Pattern recognition, n°.36, p. 2883 - 2893.

Marrakchi O. and Chakroune H. (2008) Elaboration of texture filters for forest ASTER image using KarhunenLoeve Transformation, GORS, Damascus, Syria, 7 p.

Marrakchi, O., Agina, A. and ElGhali, A. (2009)Evaluating SVM and BPNN classifiers for remote sensing data, The International Review on Computers and Software (IRECOS.), vol. 4, no.5, p. 600 - 605.

Marrakchi, O. (1999) Identification et caractérisation des textures d'images radar à ouverture synthétique par les classifieurs neuronaux, Thèse de doctorat, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, 119 p.

Mojsilovic, A., Popovic, M. and Rachov, D. (2000) On the selection of an optimal wavelet bases for texture characterization, IEEE Transactions on image processing, vol. 9, no. 12, p.2043 - 2050.

Porter, R. and Canagarajah, N. (1997) Robust rotation-invariant texture classification: wavelet, Gabor filter and GMRF based scheme, IEEE Proceedings - Vision Image, and Signal Processing, vol.144, no.3, p. 180 – 188.

Porter, R. and Canagarajah, N. (1996) A Robust automatic clustering scheme for image segmentation using wavelets, IEEE Transactions on image processing, vol. 5, no. 4, p. 662 - 665.

Provent, P., Lemoine, J. and Petit, E. (1994) Segmentation optimale d'images de texture par transformations adaptés multiples, Traitement du signal, vol.11, no.1, p. 43 - 56.

Purushothaman, G. and Karayiannis, N. B. (1997) Quantum Neural Networks (QNN's) : Inherently Fuzzy Feedforward Neural Networks, IEEE Transactions on Neural Networks, vol.8, no.3, p. 679 - 693.

Van De Wouwer, G., Schenders, P. and Van Dyck, D. (1999) Statistical texture characterization from discrete wavelet representation, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 8, no 4, p.592 – 598.

Wang, J. and Chang, C.(2006)Independent component analysis - based dimensionality reduction with applications in hyperspectral image analysis, IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing, vol. 44, no. 6,p.1586 - 1600