

# Extraction de paramètres caractéristiques des textures hétérogènes d'images de télédétection à partir d'une modélisation en gaussienne généralisée et par transformation en ondelettes

Wael Jebalia<sup>1</sup>, Olfa Marrakchi<sup>1,2</sup> et Jerome Mbaynaibe<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Institut National des Sciences Appliquées et de Technologie (INSAT),  
Département de Physique et d'Instrumentations,  
Centre Urbain Nord, Box 676, 2080, Tunis, Tunisie  
wael.jebalia@yahoo.fr  
Olfa.Marrakchi@enit.rnu.tn

<sup>2</sup> Ecole Nationale d'ingénieurs de Tunis (ENIT)  
Laboratoire des Systèmes et de Traitement des Signaux  
BP 37 Belvédère 1002, Tunisie  
mbai\_jerome@yahoo.com

**Résumé** Dans cet article nous proposons une méthode de caractérisation texturale selon une modélisation des distributions des énergies des sous bandes de détails horizontaux, verticaux et diagonaux obtenues à partir de la transformation en ondelettes dyadiques des textures d'images de télédétection. Dans le cadre de cette application, il s'agit de textures fortement hétérogènes que les statistiques du 1er et du second ordre ne peuvent pas caractériser vu la forte corrélation se trouvant entre ces textures. Les deux images de télédétections utilisées sont de résolutions différentes et sont acquises par des capteurs fonctionnant dans des bandes spectrales différentes. L'image Aster est multibandes (vert, rouge, proche infrarouge), elle est de résolution de 15 mètres et recouvre une zone forestière à large étendue. Selon une étude thématique, les espèces végétales existant dans cette zone sont essentiellement des mélanges d'espèces d'arbres de « pins d'alpes » et de « chêne liège » à recouvrement variable. L'image radar est acquise par le capteur ROS aéroporté, fonctionnant dans la bande C. Elle est de résolution de 4,6 mètres et recouvre une région à diverses textures. Ces textures sont essentiellement des arbres d'oliviers, de la végétation éparse, du bâti et des sols nus.

Le recours au modèle de distribution en gaussiennes généralisées nous a permis d'extraire les paramètres caractéristiques tels que la moyenne et la variance énergétiques des textures observées sur plusieurs niveaux de décomposition par la transformée en ondelettes. Les signatures texturales ainsi élaborées ont été validées selon la classification par la méthode du minimum de distance. Les résultats obtenus montrent un apport significatif quant aux taux d'identification des textures. Des taux de reconnaissance des textures de l'ordre de 100 % ont été atteints.

**Mots clefs** Caractérisation, textures hétérogènes, image ROS, image Aster, gaussienne généralisée, transformation en ondelettes, classification minimum de distance, taux d'identification.

## 1. Introduction

La transformée en ondelettes (TO) consiste à analyser un signal à l'aide d'une fonction localisée de moyenne nulle qu'on peut translater et dilater [7]. Elle est de plus en plus utilisée en traitement d'images et ce, au vu des ses propriétés intrinsèques très avantageuses. En l'occurrence, elle permet de réaliser la décorrélation de l'information [1] et d'effectuer une analyse spatio-fréquentielle permettant d'identifier des informations globales et locales. Ces propriétés ne peuvent être garanties par d'autres types de transformées tels que la DCT ou la transformée de Fourier [7].

Plusieurs travaux concernent l'analyse de textures par transformée en ondelettes. La méthode traditionnelle d'application de la transformée en ondelettes, appelée communément transformée en pyramide, consiste à décomposer, à chaque niveau, l'image de sous bande de plus basse fréquence. La transformation se fait grâce à l'application de deux filtres conjugués : l'un passe haut et l'autre passe bas dits filtres QMF « Quadrature Mirror Filters » [11]. Au fil des années, d'autres approches ont vu le jour. L'une des approches les plus utilisées est l'approche appelée « Tree-Structured wavelet transform » introduite par Chang and Kuo [12]. Cette approche consiste à décomposer, à chaque niveau, les images des sous bandes possédant les plus grandes fréquences, tout en se basant sur l'idée que ces sous bandes contiennent plus de détails.

En analyse de textures, la transformée en ondelettes redondantes est souvent utilisée. Cette transformée consiste à appliquer la transformée en ondelettes, sans réaliser la décimation par 2, à la sortie de chaque banc de filtre (Filtre passe haut, filtre passe bas) pour obtenir à chaque niveau de décomposition 4 images de sous bandes de tailles égales à l'image décomposée [1] [5] [6]. Cette approche est très utilisée en analyse de texture car elle garantit la propriété d'invariance par translation et elle permet d'éviter le problème de crénelage (Repli de spectre ou aliasing) [1].

La première étape pour réaliser l'analyse de la texture avec la transformée en ondelettes est de choisir la base d'ondelettes. Moysiovic [2] a démontré que le choix de la base d'ondelettes n'est pas important si l'on applique la transformée à toutes les sous bandes et sur plusieurs niveaux de décomposition. On obtient dans ce cas des taux de classification proches des 100%. Mais pour des raisons de limitation logicielle et matérielle et des contraintes temporelles, on est souvent amené à réduire le nombre de décompositions et de sous bandes traitées. Dans ce cas, Unser [6] et Mallat [11] ont démontré qu'il était plus judicieux d'utiliser des bases de type spline biorthogonale.

Dans cet article l'extraction des caractéristiques texturales à partir des sous bandes résultantes de la transformée en ondelettes se base sur le critère énergétique [5] [6] [9] [13]. D'autres critères peuvent être utilisés pour l'extraction des caractéristiques. Nous pouvons citer les critères statistiques du premier ordre [3], ou les critères statistiques du second ordre (Matrices de co-occurrences) [3] [8]. Ces derniers critères permettent aussi d'obtenir de bons résultats en analyse de textures.

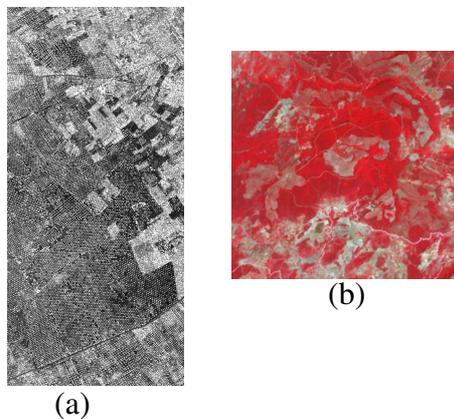
Le présent article s'articule autour de trois étapes essentielles. Dans une première partie, nous appliquons la transformée en ondelettes redondante sur les images de télédétection. Puis, dans la deuxième partie, nous affectons aux différentes textures des caractéristiques, selon le critère énergétique et celui de la norme L1, déterminées à partir des images des sous-bandes. Ensuite, à partir de la modélisation en gaussienne généralisée des distributions des variances, nous déterminons les signatures texturales qui vont servir à la classification des textures des images de télédétection.

## 2. Données utilisées

Les images utilisées sont deux images de télédétection de résolutions différentes et sont acquises par des capteurs fonctionnant dans des bandes spectrales différentes.

L'image radar est acquise par le capteur ROS aéroporté fonctionnant dans la bande C et en polarisation horizontale (Fig.1a). Elle est de résolution de 4.6 mètres et recouvre une région à diverses textures. Ces textures sont essentiellement des arbres d'oliviers, de la végétation éparses, du bâti et des sols nus (Tab.1.a).

L'image Aster est à multibandes : vert (V), rouge (R), proche infrarouge (PIR). Elle est de résolution de 15 mètres et recouvre une zone forestière à large étendue (Fig.1b) Selon une étude thématique, les espèces végétales existant dans cette zone sont essentiellement des mélanges d'espèces d'arbres de « pins d'alpes » et de « chêne liège » à recouvrement, R, variable (Tab.1.b).



**Fig. 1** : Images de télédétections. (a) Image ROS aéroportée. (b) Image Aster.

**TAB.1** : Exemples de fenêtres de textures: (a) de l'image ROS, (b) de l'image Aster.

(a)				(b)			
T1	T2	T3	T4	T1	T2	T3	T4
oliviers	bâtis	sols nus	végétation	Chêne liège R=5-10%	Chêne liège R= 50-75%	Chêne liège R >75%	Pin d'alpes R=100%

## 3. Contraintes de l'analyse statistique des textures

Les deux images Aster et ROS présentent la particularité de contenir des textures fortement hétérogènes et corrélées. De ce fait, les méthodes statistiques de classification ne peuvent pas être performantes dans ce cas. En effet, l'analyse des histogrammes des différentes textures des deux images montre qu'il existe des ressemblances de distributions et un chevauchement de dynamiques de ces distributions. Pour l'image ROS, la texture « végétation » peut être

mélangée aux autres textures. En réalité, dans les textures « oliviers », « bâtis » ainsi que « sols nus », on trouve sûrement de la végétation mais avec un recouvrement très faible. De même pour l'image Aster la texture « chêne liège » intervient dans toutes les autres textures mais de façon modérée et très faible dans la texture « pin d'alpes » (Fig2).

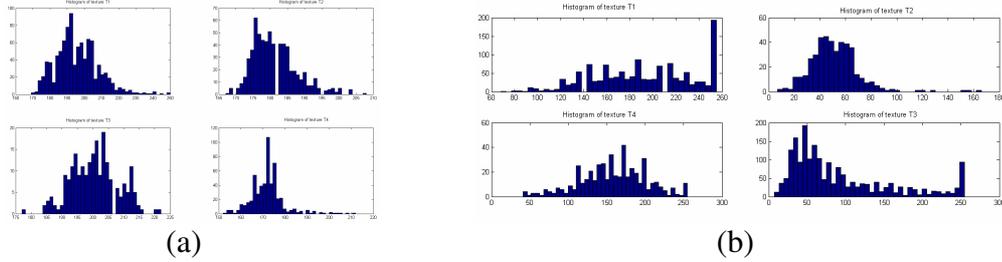


Fig. 2 : Histogrammes des textures des images : (a) ROS, (b) Aster.

## 4. Caractérisation texturale

### 4.1 Principe de la TO sur l'image

En s'inspirant de la théorie de Mallat [10], en pratique, la transformée en ondelette des signaux bidimensionnels est réalisée en appliquant des bancs des filtres passe haut,  $g$  et passe bas,  $h$  séparables (filtres 1D) sur l'image tels que:

$$\begin{aligned} A_n &= [h_x * [h_y * A_{n-1}]_{\downarrow 2,1}]_{\downarrow 1,2} & D_{n2} &= [g_x * [h_y * A_{n-1}]_{\downarrow 2,1}]_{\downarrow 1,2} \\ D_{n1} &= [g_x * [g_y * A_{n-1}]_{\downarrow 2,1}]_{\downarrow 1,2} & D_{n3} &= [h_x * [g_y * A_{n-1}]_{\downarrow 2,1}]_{\downarrow 1,2} \end{aligned} \quad (1)$$

Avec (\*) est le produit de convolution,  $A_n$  est l'image d'approximation de l'image originale et  $D_{n1}, D_{n2}, D_{n3}$  les images de détails de l'image originale à l'itération  $n$ .

Les filtres  $h$  et  $g$  sont dits des « *filtres en quadrature Miroir* » (FQM) s'ils satisfont les contraintes de la non redondance et de complémentarité suivantes :

$$g(k) = (-1)^{l-k} h(l-k) \quad (2)$$

A chaque itération de la décomposition, l'image d'approximation se décompose à son tour en images d'approximation et de détails. Les coefficients de détails obtenus correspondent aux coefficients en ondelettes du signal à une échelle  $n$  donnée.

### 4.2 Signatures de textures

#### 4.2.1 Signature énergétique et norme L1

D'après Wouwer [3], il est possible de caractériser certaines textures synthétiques selon la signature énergétique (3) ainsi que par la norme L1 nommée aussi « *mean deviation MD<sub>ni</sub>* » (4).

$$E_{ni} = \frac{1}{M} \sum_{j,k} (D_{ni}(b_j, b_k))^2 \quad (3)$$

$$MD_{ni} = \frac{1}{M} \sum_{j,k} |D_{ni}(b_j, b_k)| \quad (4)$$

Avec  $M$  le nombre total de pixels de l'image ;  $b_j$  et  $b_k$  sont les coefficients de l'image des détails.

#### 4.2.2 Modélisation en gaussienne généralisée [3,4,5]

Selon Mallat, il est possible de modéliser l'histogramme des textures des images de détails par une famille de fonction exponentielle suivant une loi de gauss généralisée (5) et d'en extraire les signatures de textures (3) (4) à partir de ces modèles (7).

$$h(u) = Ke^{-\left(\frac{|u|}{\alpha}\right)^\beta} \quad (5)$$

Avec  $\beta$  le coefficient qui modifie la décroissance des pics (pour  $\beta=2$  nous avons une gaussienne);  $\alpha$  la largeur de l'histogramme (modélise la variance) ;  $K$  la constante qui assure  $\int h(u)du = 1$ .

$$K = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)} \quad \alpha = ml \frac{\Gamma(1/\beta)}{\Gamma(2/\beta)} \quad \beta = F^{-1}\left(\frac{ml^2}{m2}\right) \quad (6)$$

Avec  $\Gamma$  est la fonction gamma :  $\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} e^{-t} t^{x-1} dt$  et  $F(x) = \frac{\Gamma^2(2/x)}{\Gamma(3/x)\Gamma(1/x)}$ .

Les paramètres  $\alpha$  et  $\beta$ ,  $K$  (6) permettent de déterminer les moments d'ordre 1 et 2, soient  $m1$  et  $m2$ , de la distribution de l'énergie dans chaque sous bande (7).

$$m1 = \int |u| h(u) du \quad m2 = \int |u|^2 h(u) du \quad (7)$$

En effet, la fonction  $h$  représente la distribution de l'énergie dans les sous bandes et les moments d'ordre 1 et 2, soient  $m1$  et  $m2$ , représentent respectivement les coefficients  $E_{ni}$  (3) et  $MD_{ni}$  (4) des sous bandes [3] [4]. Cependant, la texture peut être caractérisée par un vecteur signature,  $V$ , composé de 6 éléments représentant respectivement l'énergie  $E$  dans les trois sous-bandes de détails (détails horizontaux (DH), détails verticaux (DV), détails diagonaux (DD)) et la norme L1 (MD) dans les trois sous-bandes de détails (8).

$$V = (E_{DH}, E_{DV}, E_{DD}, MD_{DH}, MD_{DV}, MD_{DD})^T \quad (8)$$

## 5. Validation de la caractérisation sur les images de télédétection

### 5.1 Principe

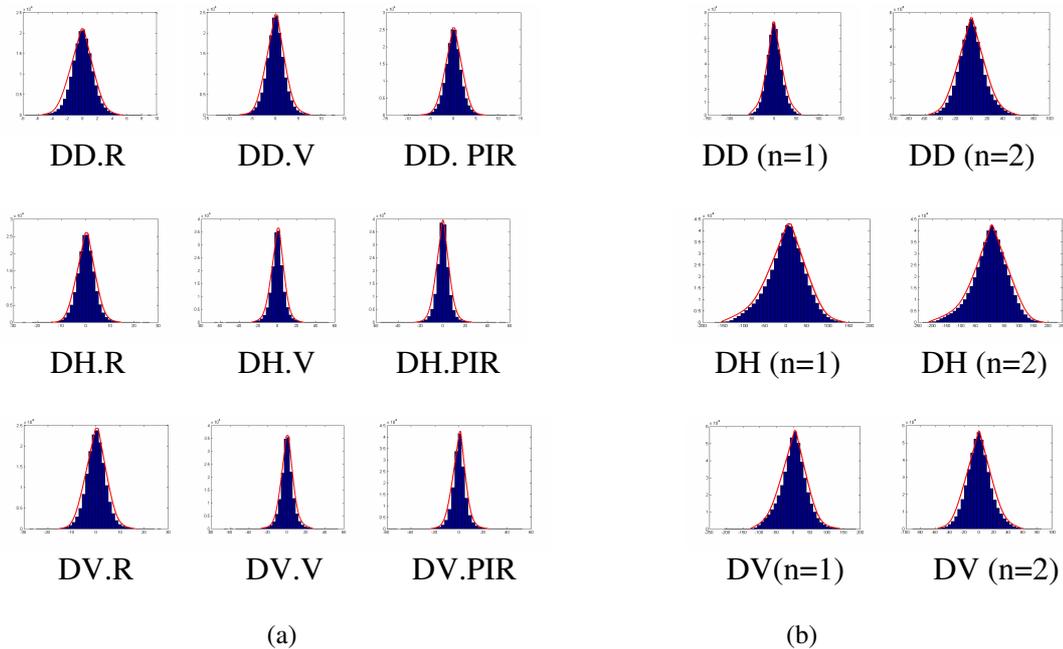
Nous avons réalisé, sur les images ROS et Aster, la transformation en ondelette redondante sur  $n$  niveaux de décomposition. A partir des images de détails obtenues, et pour chacune des deux

images de télédétection, nous avons pu identifier les fenêtres texturales sur lesquelles nous avons déterminé le vecteur  $V$  des signatures. D'autre part, plusieurs bases d'ondelettes ont été testées sur nos images à savoir : les ondelettes de Daubechies 1, 3 et 45, l'ondelette bi-orthogonales 1.1 et l'ondelette « coiflet 1 ». Afin d'évaluer les caractérisations texturales, nous avons procédé à la classification des deux images par la méthode de minimum de distance (MD) tout en utilisant les signatures élaborées. Pour cela, nous avons déterminé l'écart quadratique moyen entre les vecteurs caractéristiques texturales et le vecteur caractéristique déterminé dans une fenêtre de balayage pour une position donnée sur les images des sous-bandes des détails pour les  $n$  niveaux de décomposition. Le vecteur caractéristique texturale dont l'écart est minimal attribuera à la fenêtre (ou échantillon) la classe qui lui est associée. Les fenêtres de balayage testées sont de dimensions :  $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$ ,  $9 \times 9$  et  $11 \times 11$ . Toutes les simulations ont été réalisées sous le logiciel Matlab7.01.

### 5.3 Extraction des caractéristiques texturales à partir de TO

#### 5.3.1 Modélisation en gaussienne généralisée

La TO redondante a été réalisée sur les deux images selon  $n$  niveaux de décomposition. En considérant toutes les possibilités de décompositions, nous avons réalisé la modélisation en gaussiennes généralisées sur les différentes distributions des énergies des sous-bandes (Fig.3a) (Fig.3b).



**Fig. 3** : Exemple de modélisation en gaussiennes généralisées des histogrammes des sous bandes de détails (DD, DH, DV) : (a) texture T1 de l'image Aster ( $n=1$ ), (b) texture T1 de l'image ROS ( $n=2$ ).

### 5.3.2 Procédure de détermination de la signature énergétique et de la norme L1

Selon les résultats des meilleurs taux d'identification des textures, nous avons déterminé les vecteurs caractéristiques optimaux des textures. En effet, pour l'image radar, les meilleurs résultats des taux sont donnés avec la fenêtre de balayage de dimension 11x11 et selon une modélisation en GG effectuée sur les images de détails, issues d'une décomposition sur deux niveaux par TO de l'image ROS en utilisant la fonction d'ondelette « Coiflet 1 ». Quant à l'image Aster, les meilleurs résultats sont donnés pour une fenêtre de balayage de dimension 9x9 et d'une TO sur un seul niveau de décomposition en utilisant la fonction « Daubechies 45 » (Tab.2a) (Tab.2b).

Après vérification de concept des gaussiennes généralisées sur les images de détails pour les 2 images, les signatures texturales ont été déterminées (Tab.3) (Tab.4).

**TAB. 2** : Taux de classification des textures sur 3 niveaux de décomposition (%): (a) ROS, (b) Aster.

n	(a)					(b)				
	T 1	T2	T3	T4	Taux moyen	T 1	T2	T3	T4	Taux moyen
1	90.40	84.69	100	92.92	92	89.24	85.38	51.84	60.16	71.65
2	94.40	90.40	100	93.95	94.69	79.12	93.86	46.67	33.30	63.24
3	96.23	83.68	100	91.12	92.76	87.26	90.61	48.88	20.12	61.72

**TAB. 3** : Signatures texturales de l'image ROS pour n=2.

	E						MD					
	DH1	DV1	DD1	DH2	DV2	DD2	DH1	DV1	DD1	DH2	DV2	DD2
<b>T1</b>	35.96	30.92	11.97	52.91	47.82	12.88	2206.8	1607.1	240	4.61	3.67	0.27
<b>T2</b>	31.60	24.14	15.49	33.74	29.60	10.46	1534.1	903.9	382.5	1.73	1.36	0.17
<b>T3</b>	11.95	9.29	6.08	13.37	12.05	4.46	257.3	153.6	61.1	0.32	0.26	0.03
<b>T4</b>	25.40	20.15	11.53	27.19	26.27	8.91	1031	647.1	212.9	1.17	1.12	0.12

**TAB. 4** : Signatures texturales de l'image Aster pour n=1.

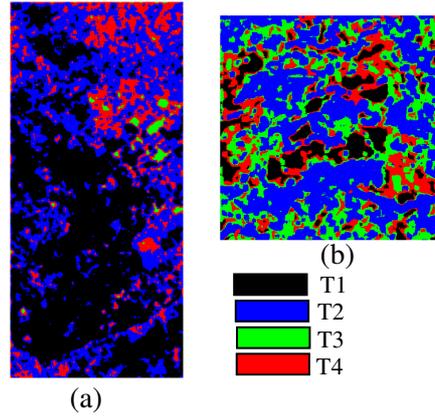
	$E_{DH1}$	$E_{DV1}$	$E_{DD1}$	$MD_{DH1}$	$MD_{DV1}$	$MD_{DD1}$
<b>T1</b>	1.56	1.61	0.80	6.16	5.56	1.19
<b>T2</b>	3.22	2.86	1.47	19.20	17.01	4.09
<b>T3</b>	3.22	3.55	1.41	19.95	22.11	3.56
<b>T4</b>	2.19	2.05	1.1	10.11	7.97	2.21

### 5.3.3 Classification des images

Les images de télédétection ont été classifiées selon la méthode de MD (Fig.4). Les résultats de classification ont été évalués par la matrice de confusion (Tab.5a et Tab.5b). Cependant, l'image ROS présente de meilleurs résultats de classification que l'image Aster (Tab.2a) (Tab.2b). En effet, les résultats de l'image ROS montrent que l'identification des textures (T1, T2, T3, T4) s'élève à des taux tous supérieures à 80% et atteignent les 100% ce qui n'est pas le cas de l'image Aster. Ceci est peut être dû à l'hétérogénéité texturale de l'image Aster et de sa résolution moins fine que celle de l'image ROS.

**TAB.5** : Matrice de confusion des textures : (a) de l'image ROS (n=2), (b) de l'image ASTER (n= 1)

	(a)				(b)			
	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4	Classe 1	Classe 2	Classe 3	Classe 4
T1	1804	107	0	0	820	67	28	4
T2	27	659	0	43	4	376	29	31
T3	0	0	272	0	77	47	226	56
T4	0	26	21	730	45	58	32	188

**Fig. 4** : Images classifiées : (a) image ROS, (b) image Aster.

### 5.3.4 Détermination des paramètres des gaussiennes généralisées

A partir des vecteurs caractéristiques optimaux (Tab.3) (Tab.4) et en suivant les étapes de l'organigramme décrivant la procédure de la modélisation en GG nous avons déterminé les valeurs  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $K$  pour les différentes gaussiennes (Fig.3a) (Fig.3b). Cependant, les gaussiennes possèdent une même allure mais de pente et de valeur du maximum atteint différent (Tab.6) (Tab.7).

**TAB.6** : Paramètres des gaussiennes généralisées. Cas de la texture T1 de l'image ROS (n=2).

n	Sous-bandes des détails	m1	m2	A	$\beta$	K
1	DH	34.4712	1946.6	2691.6	1.33	2.0212 e-004
	DV	29.2632	1946.6	1992.6	1.33	2.7303 e-004
	DD	13.2423	292.3	404.1	1.33	0.0013
2	DH	45.5981	3435.9	4750.9	1.33	1.1451 e-004
	DV	42.3315	3018.5	4173.8	1.33	1.3034 e-004
	DD	12.6816	268	370.6	1.33	0.0015

**TAB.7** : Paramètres des gaussiennes généralisées. Cas de la texture T1 de l'image Aster (n=1).

Bandes	Sous-bandes des détails	m1	m2	$\alpha$	$\beta$	K
<b>R</b>	<b>DH</b>	2.7636	12.9741	17.9463	1.33	0.0303
	<b>DV</b>	3.0979	16.2562	22.4823	1.33	0.0242
	<b>DD</b>	1.1029	2.0524	2.9894	1.42	0.1839
<b>V</b>	<b>DH</b>	4.4172	37.6993	52.1289	1.33	0.0104
	<b>DV</b>	4.7931	43.8173	60.5883	1.33	0.0090
	<b>DD</b>	1.4944	3.8824	5.4263	1.35	0.1005
<b>PIR</b>	<b>DH</b>	4.0766	32.4349	44.8498	1.33	0.0121
	<b>DV</b>	4.0325	31.5395	43.6118	1.33	0.0125
	<b>DD</b>	1.3616	3.2119	4.5200	1.36	0.1208

## 6. Conclusion

Dans cette étude, nous avons proposé une méthode de caractérisation de textures d'images de télédétection en se basant sur la modélisation en gaussiennes généralisées et sur la transformation en ondelettes. Les deux images utilisées sont de nature différente. L'image radar ROS aéroportée est de résolution plus fine que celle de l'image acquise par le satellite Aster. Ces images renferment des textures fortement corrélées et hétérogènes qui ne peuvent être caractérisées par les statistiques du 1<sup>er</sup> et du 2<sup>sd</sup> ordre.

A partir de la modélisation en gaussiennes généralisées des distributions des énergies des sous bandes de détails, il a été confirmé que la signature d'énergie E ainsi que la norme L1 (ou MD) peuvent caractériser les textures des deux images. Par conséquent, les vecteurs signatures (E,MD), ont été élaborés pour chacune des textures. En effet, la dimension du vecteur signature dépend du nombre de niveaux de décomposition des images qui ont donné les meilleurs résultats de classification. Les résultats de classification ont été évalués en termes de taux d'identification des textures des images de télédétection. Les meilleurs taux atteints sont ceux de l'image ROS. Nous avons ainsi atteint des taux de l'ordre de 100%.

## Références

- [1] A. Laine, J. Fan, Frame representation for texture segmentation, *IEEE transactions on image processing*, Vol.5, No. 5, May 2006.
- [2] A. Mojsilovic, M. Popovic, D. Rachov, On the selection of an optimal wavelet bases for texture characterization, *IEEE Transactions on image processing*, Vol. 9, No. 12, December 2000.
- [3] G. Van De Wouwer, P. Schenders, D. Van Dyck, Statistical texture characterization from discrete wavelet representation, *IEEE Transactions on image processing*, Vol. 8, No 4, April 1999.
- [4] G. Van De Wouwer, Wavelets For multiscale Texture Analysis, *These. University of Antwerp, Groenenborgerlaan, Antwerpen, Belgium*, 2002, 171 pages.
- [5] J.-F. Aujol, G. Aubert, L. Blanc-Féraud, Wavelet-based level set evolution for classification of textured image, *IEEE Transactions on image processing*, Vol. 12, No 12, December 2003.
- [6] M. Unser, Texture classification and segmentation using wavelet frames, *IEEE Transaction on image processing*, Vol. 4, N0 11, November 1995.
- [7] O. Le Cadet, Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images. Application à l'imagerie médicale et au tatouage d'image, *PHD Thèse, Institut national polytechnique de Grenoble*, 28 september 2003.

- [8] S. A. Karkanis, D.K. Iakovidis, D.E. Maroulis D.A Karras, M. Tzivras, Computer –aided tumor detection in endoscopic video using color wavelet features, *IEEE Transactions on information technology in biomedicine*, Vol. 7, No. 3, September 2003
- [9] S. Efimov, A. Nefyodov, M.Rychagov, Block-Based image exposure assessment and indoor/outdoor classification, *GraphiCon'2007*, Russia Moscow, June 23-27 2007
- [10] S. Mallat, A theory for multirésolution signal decomposition: the wavelet representation, *IEEE Transactions on pattern analysis machine intelligence*, 1989, Vol. 11, N°. 7, pp. 674-693.
- [11] S. Mallat, Wavelet for a vision, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 84, No. 4, April 1996.
- [12] T.Chang, C.-C. Kuo, Texture analysis and classification with Tree-Structured wavelet Transform, *IEEE Transactions on image processing*, Vol. 2, No.4, October 1993.
- [13] Z.-K. Huang, Bark classification using RBPNN on both color and texture features, *IJCSNS International journal of computer science and network security*, Vol.6, No. 10, October 2006.