



Caractérisation de textures à l'aide d'un codage directionnel local

Georges Loum* et Théodore Cissé Haba

*Département génie électrique et électronique, INP-HB, BP 1093
Yamoussoukro, Côte d'Ivoire.*

(Reçu le 25 Mai 2006, accepté le 12 Novembre 2006)

* Correspondance, courriel : loum_g@yahoo.fr

Résumé

Dans cet article, nous proposons une méthode de caractérisation des textures basée sur un codage de leurs structures locales. L'information extraite dans le voisinage immédiat d'un pixel, est représentée par un Code Directionnel Local (CDL) qui est l'association de quatre codes élémentaires déterminés pour différentes orientations. La construction de quatre matrices directionnelles dérivant du CDL permet de calculer des attributs suffisamment pertinents pour caractériser efficacement les textures. Les résultats de la classification de 24 textures de Brodatz et de la segmentation d'images texturées, laissent entrevoir des perspectives intéressantes pour cette méthode qui s'apparente à celle de l'unité de texture.

Mots-clés : *Code directionnel local, texture, classification, segmentation, unité de texture.*

Abstract

Texture characterisation with a local directional coding

In this paper, we propose a texture characterisation method based on a coding of the local structure of the texture. The local information in four

Georges Loum et Théodore Cissé Haba

directions around a pixel is represented by a local directional code, which is the association of four directional elementary codes. The construction of four directional matrices allows computing efficient texture features for texture characterisation. Classification with 24 Brodatz textures and segmentation experiments show interesting perspectives for this method, which is related to texture unit method.

Keywords : *Local directional code, texture, classification, segmentation, texture unit.*

1. Introduction

La texture est une caractéristique importante de la surface et de la structure interne d'un objet. Son analyse est essentielle dans l'interprétation automatique d'une scène. Elle repose principalement sur la détermination de mesures ou d'attributs de texture suffisamment pertinents et discriminants, pouvant permettre de caractériser efficacement la texture et de la différencier aisément entre plusieurs autres.

Plusieurs approches de détermination d'attributs de texture ont été proposées [1-5]. Certaines font intervenir des primitives géométriques locales, des modélisations par champs aléatoires ou par fractals. D'autres sont basées sur des méthodes dites de filtrage spatio-fréquentiel ou sur des analyses statistiques de la texture.

La méthode de dépendance spatiale des niveaux de gris d'Haralick, calcule un ensemble d'attributs de textures à partir des matrices de cooccurrence $P(i, j, d, \theta)$ qui totalisent les apparitions de paires de pixels de niveaux de gris respectifs i et j , pour une distance d et une orientation θ prédéfinies [6]. Bien que cette méthode de caractérisation de textures soit performante, sa mise en œuvre s'avère lourde et induit des temps de calcul élevés.

La méthode du spectre de texture introduite par *He et Wang* [7] présente une charge de calcul moins importante. Dans cette méthode, les

structures locales de la texture sont quantifiées par des unités de texture et la distribution de la fréquence d'occurrences de ces mesures constitue un «spectre de texture». Plusieurs attributs peuvent être extraits de ce spectre. *He et Wang* ont proposé entre autres, de calculer des attributs directionnels, afin d'intégrer le paramètre orientation qui n'est pas pris en compte dans la définition de l'unité de texture et qui pourtant, est essentiel pour la caractérisation des textures.

Dans cet article, après avoir défini les notions d'unité et de spectre de texture, nous introduisons un nouveau descripteur de texture que nous appelons Code Directionnel Local (CDL). Ce descripteur qui intègre le paramètre «orientation» dans sa définition, permet de caractériser la structure locale de la texture suivant quatre directions différentes.

2. Unité de Texture et Spectre de Texture

Considérons un voisinage $\{V_i\}$ ($i \in [0;8]$) de 3×3 pixels défini sur une image de texture et désignons par V_0 le pixel central de ce voisinage (**Figure 1.a**).

V_1	V_2	V_3
V_8	V_0	V_4
V_7	V_6	V_5

(a)

E_1	E_2	E_3
E_8		E_4
E_7	E_6	E_5

(b)

Figure 1 : (a) *Voisinage de 3×3 pixels.* (b) *Éléments d'unité de texture*

Pour obtenir l'unité de texture associée à ce voisinage, les valeurs des huit éléments entourant V_0 sont remplacées par des valeurs E_i suivant l'algorithme ci-dessous [10] :

$$E_i = \begin{cases} 0 & \text{si } V_i < V_0 \\ 1 & \text{si } V_i = V_0 \\ 2 & \text{si } V_i > V_0 \end{cases} \quad i = 1, \dots, 8 \quad (1)$$

L'ensemble $TU = \{E_1, E_2, \dots, E_8\}$ des valeurs E_i obtenues (**Figure 1.b**) constitue l'unité de texture du voisinage considéré. Le nombre N_{TU} de l'unité de texture est déterminé par la formule :

$$N_{TU} = \sum_{i=1}^8 3^{i-1} \times E_i \quad (2)$$

Comme on peut le constater, chaque élément E_i peut prendre trois valeurs possibles. Il existe donc au total $3^8 = 6561$ nombres possibles d'unité de texture.

La définition de base de l'unité de texture a connu plusieurs évolutions. *Ojala* [8] a proposé une version binaire dans laquelle les E_i sont égales à 0 ou à 1. Ce qui limite le nombre de possibilités à 256. Une autre version, utilisant un codage binaire décimal, a été suggérée par *Raul et al.* [9]. Enfin, une version simplifiée de l'unité de texture a été décrite par *Madrid-Cuevas et al.* dans la référence [10]. Dans une autre optique et pour prendre en compte la corrélation spatiale entre le pixel central et ses huit voisins, *Chang et Chen* [11] ont développé un nouveau concept appelé gradient d'unité de texture qui permet de mettre en évidence les variations de gradient de niveau de gris entre pixels du voisinage $\{V_i\}$.

Dans ces différentes définitions, l'unité de texture constitue une mesure locale de la structure de la texture. Pour extraire des caractéristiques globales, *He et Wang* ont proposé de calculer des attributs à partir du «spectre de texture» qui est la distribution de la fréquence d'occurrence des unités de texture [7]. S'inspirant de la méthode de dépendance spatiale des niveaux de gris, *Al Janobi* [12] a suggéré d'extraire certains attributs d'Haralick, d'une seule matrice d'occurrences M (DTU, CTU), formée à partir de paires d'unités de texture DTU (Unité de Texture Diagonale) et CTU (Unité de Texture Croisée). Chacune de ces nouvelles unités de texture est déterminée à partir de quatre éléments (**Figure 2**).

Dans sa définition initiale, l'unité de texture ne privilégie aucune direction particulière, puisqu'elle est déterminée à partir des huit éléments entourant le pixel central du voisinage considéré. Pour tenir compte de l'orientation qui est une caractéristique importante de la texture, *He et Wang* ont suggéré de calculer des attributs directionnels [7]. Nous proposons dans cet article, d'intégrer plutôt l'information sur l'orientation de la texture dès la phase d'extraction des caractéristiques locales. Pour cela, nous introduisons dans ce qui suit, le Code Directionnel Local (CDL) qui caractérise les composantes structurelles de la texture suivant quatre directions particulières.

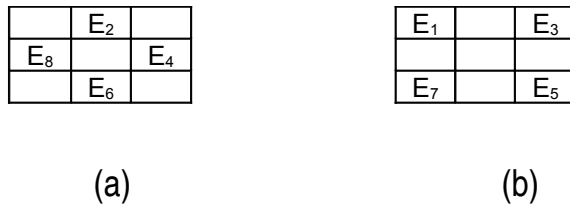


Figure 2 : *Sous-voisinages CTU (a) et DTU (b) d'un voisinage de 3×3 pixels*

3. Code directionnel local (CDL)

Le CDL est un descripteur de texture qui est associé à un voisinage $\{V_i\}$ ($i \in [0;8]$) de 3×3 pixels défini sur l'image origine (**Figure 1.a**). Sa détermination procède en deux étapes.

La première étape consiste à obtenir une version binaire du voisinage considéré. Pour cela, la valeur du pixel central V_0 du voisinage $\{V_i\}$ est remplacée par 1 si celle-ci est supérieure à la moyenne des 9 valeurs du voisinage, et par 0 dans le cas contraire. Cette opération qui n'affecte pas la structure de la texture, est réalisée pour tous les pixels de l'image.

La seconde étape permet de déterminer la valeur du CDL du voisinage $\{B_i\}$ ($i \in [0;8]$) de 3×3 pixels (**Figure 3.a**) défini sur l'image binaire précédente. Le CDL regroupe 4 codes élémentaires correspondant aux directions 0°, 45°, 90° et 135° (H, A, V et D). Chaque composante

calcul puisque le nombre total de CDL possibles est seulement de $8^4 = 64 \times 64 = 4096$ contre $3^8 = 81 \times 81 = 6561$ unités de texture possibles.

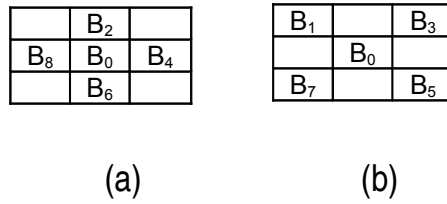


Figure 4 : sous-voisinages VH (a) et AD (b) d'un voisinage de 3x3 pixels

4. Extraction d'attributs de texture

Dans notre approche, le CDL est une mesure locale de la texture qui s'obtient à partir de 4 codes élémentaires. Ceux-ci rendent compte de la structure locale de la texture suivant des directions différentes. Pour analyser la texture d'une région d'intérêt R, nous avons choisi de former les 4 matrices directionnelles M_θ (avec $\theta = H, A, V, D$) suivantes, dans lesquelles l'information structurelle de la texture est quantitativement contenue : $M_H = M(H, AVD)$, $M_A = M(A, VDH)$, $M_V = M(V, DHA)$ et $M_D = M(D, HAV)$.

Ces matrices décrivent les variations des occurrences de la valeur d'un code élémentaire dans la direction θ en fonction de la valeur décimale des 3 autres composantes du CDL. Ces variations sont rapportées à la taille de la région R. Les matrices M_θ qui sont toutes de tailles fixes $8 \times 8^3 = 8 \times 512$, permettent ainsi de réaliser une analyse structurelle de la texture sous 4 angles différents. Cette opportunité devrait assurer une meilleure caractérisation des textures.

Plusieurs attributs de textures peuvent être extraits des matrices M_θ . Dans notre application, 8 éléments d'entropie et 1 énergie seront calculés pour chaque direction, afin d'évaluer l'aspect aléatoire de la texture et de quantifier l'énergie globale de la texture par rapport à la direction

considérée. Au total, notre vecteur attributs de texture aura donc 36 composantes.

La définition des attributs utilisés est donnée ci-dessous, avec i qui représente la valeur du code élémentaire dans la direction θ et j , la valeur décimale correspondant à l'association des 3 autres composantes du CDL.

Élément d'entropie dans la direction θ :

$$RE_{\theta}(i) = - \sum_{j=1}^{512} M_{\theta}(i, j) \times \log[M_{\theta}(i, j)] \quad (3)$$

Energie dans la direction θ :

$$SA_{\theta} = \frac{1}{4096} \sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^{512} (512(i-1) + j) \times M_{\theta}(i, j) \quad (4)$$

5. Résultats et discussion

Pour valider notre méthode, nous avons entrepris une série d'expérimentations sur 24 images de texture naturelles tirées de l'album de *Brodatz* [14]. Ces textures sont visibles à la **Figure 5**.

La première expérimentation a porté sur les images D17, D29, D38 et D68. D17 est une texture déterministe qui possède deux orientations privilégiées tandis que D29 a une organisation totalement aléatoire.

Nous avons représenté aux **Figures 6.a** et **6.b**, les spectres de texture de D17 et de D29, qui ont été obtenus par la méthode de l'unité de texture (UT). Nous pouvons constater que ces spectres ne sont que légèrement différents, malgré le fait que les textures soient clairement distinctes. Ce résultat surprenant prouve d'une part que l'unité de texture n'intègre pas l'information sur l'orientation et d'autre part, que la non prise en compte de cette information, rend plus délicate la caractérisation des textures. A l'opposé, l'intégration de l'orientation dans la définition de la mesure locale de texture, permet d'obtenir des spectres totalement différents pour ces deux textures qui n'ont pas la même organisation spatiale. C'est ce qu'indiquent les **Figures 6.c et 6.d** qui représentent les spectres de D17 et de D29 déterminés à partir du CDL.

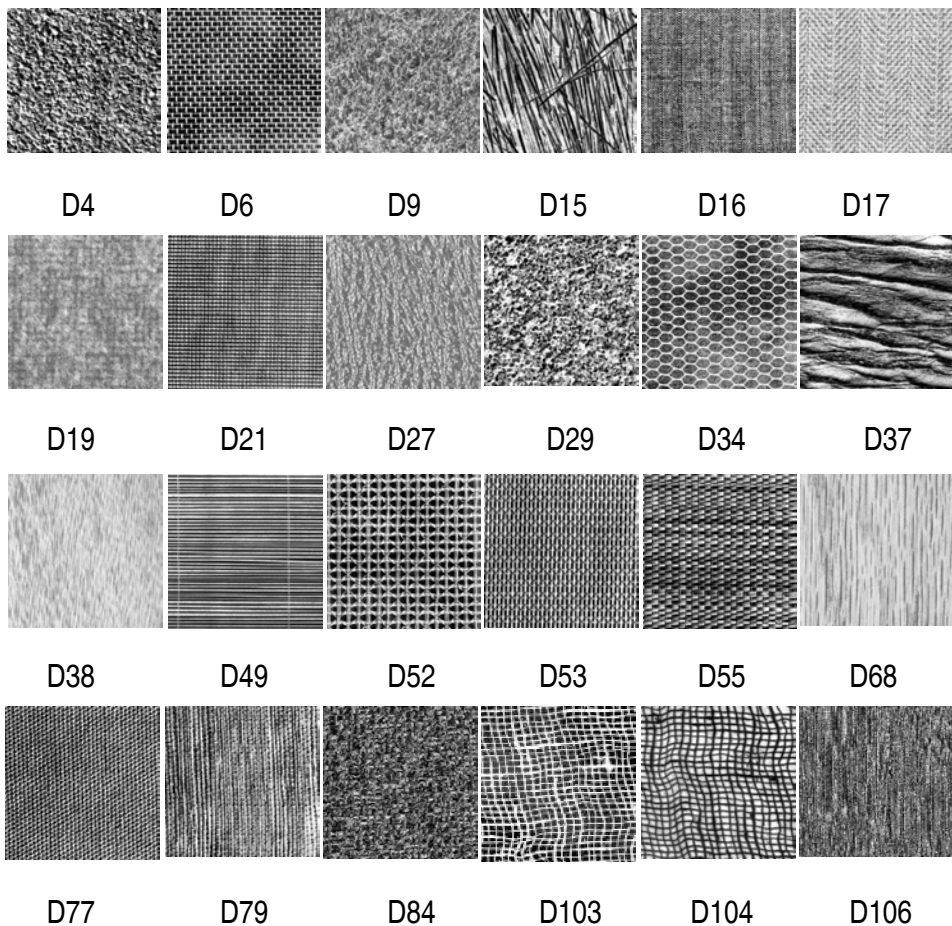


Figure 5 : *Textures naturelles de Brodatz utilisées dans nos expérimentations*

Pour s'assurer que le CDL n'est pas qu'un descripteur d'orientation, nous avons repris l'expérimentation pour les textures D38 et D68 qui ont la même orientation et qui sont visuellement très proches. Les spectres obtenus par notre méthode sont visibles aux **Figures 6.g et 6.h**. Les différences observées sont réelles même si fort logiquement, elles sont moins nettes. Nous pouvons observer que dans le cas des spectres dérivant de l'UT (**Figures 6.e et 6.f**), ces différences sont beaucoup plus difficiles à percevoir. Au total, le CDL apparaît donc comme un bon descripteur de texture et l'intégration de l'orientation dans sa définition constitue un atout supplémentaire pour la caractérisation des textures.

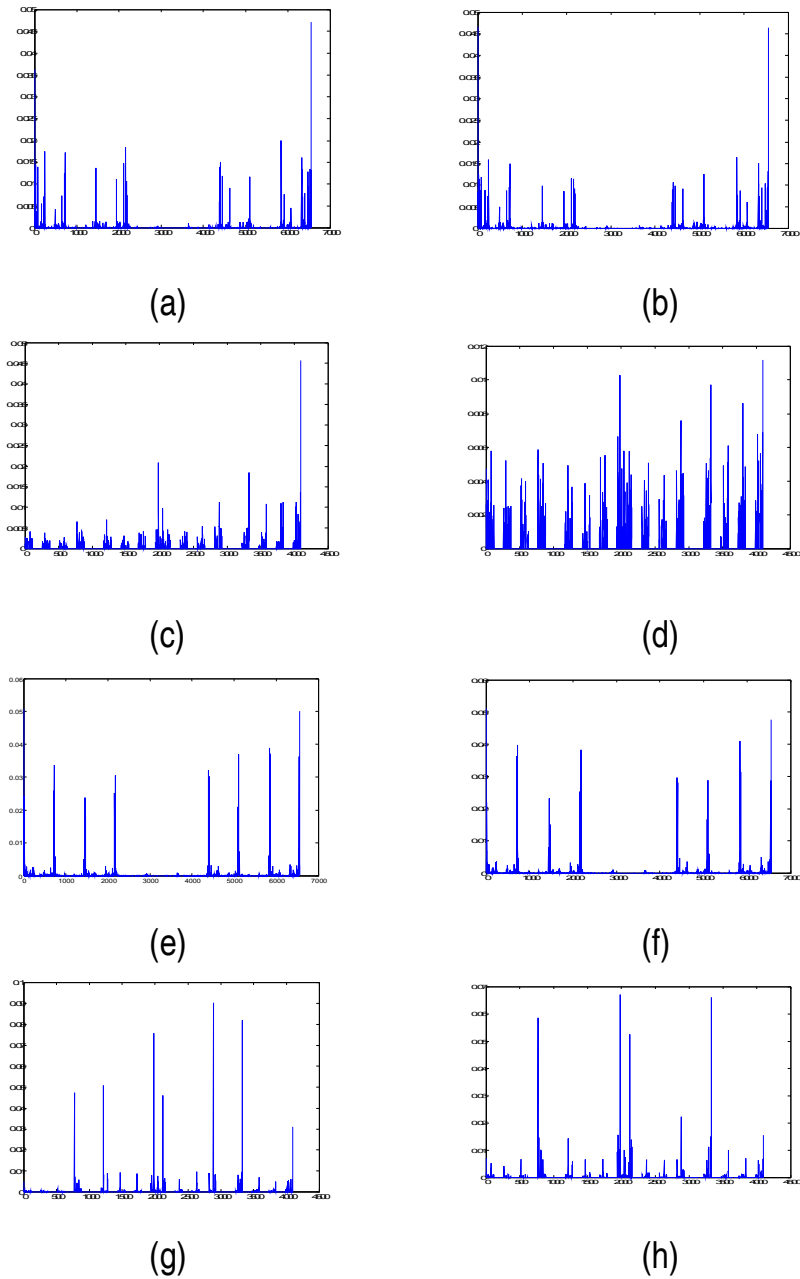


Figure 6 : Spectres des textures D17, D29, D38 et D68 par la méthode de l'unité de texture (a), (b), (e), (f) et par la méthode du code directionnel local (c), (d), (g), et (h)

Dans la seconde expérimentation, nous avons réalisé la classification de 24 textures de *Brodatz*. Chaque image test a été subdivisée en 80 sous-images différentes de 32×32 pixels avec 256 niveaux de gris. 16 de ces sous-images ont été utilisées dans la phase d'apprentissage pour déterminer les vecteurs attributs prototypes de chaque classe de texture. Les 64 autres ont été réservées pour la phase de classification proprement dite qui a utilisé la distance euclidienne minimale comme règle de décision.

Par souci de comparaison, nous avons mis en œuvre d'une part, la méthode de *He et Wang* décrite en référence [7] et d'autre part, la méthode d'énergie de textures de *Laws* [13] qui utilise les 9 masques de taille 3×3 et qui calcule l'énergie de la texture sur un voisinage de taille 32×32 . Il est utile d'indiquer que les masques de *Laws* sont des détecteurs locaux de contours, de lignes, d'impulsions et d'ondes. Certains d'entre eux privilégient les directions horizontale et diagonale. Les résultats fournis par les 3 méthodes sont résumés dans le **Tableau 1**. Comme nous l'espérons, notre méthode (CDL) a obtenu les meilleures performances, avec en moyenne, un taux de classification correcte de 96,02 %, contre 88,46 % pour la méthode de *Laws* et 86,51 % pour celle de l'UT. La prise en compte du paramètre orientation dans la définition des descripteurs locaux des deux premières méthodes, explique leur meilleur comportement.

Signalons que notre méthode s'est montrée nettement supérieure à celle de l'UT sur des textures qui présente des orientations évidentes (D17 et D38 par exemple). Il semble donc avantageux d'intégrer le paramètre orientation dans la phase d'extraction des caractéristiques locales, plutôt que dans celle du calcul des attributs. Notons également que sur des textures possédant des motifs de forme pratiquement circulaire (D77 et D84), la méthode de l'UT qui ne privilégie aucune direction, s'est montrée performante.

Nous pouvons également observer que dans plusieurs cas, les résultats de la méthode de *Laws* sont comparables à la nôtre. Toutefois, pour certaines textures (D09, D29 et D37 par exemple), cette méthode de

caractérisation s'est révélée limitée. Cette faiblesse s'explique par le fait que ces textures ont un aspect aléatoire ou que leurs motifs sont de grandes tailles. Ce type de texture est difficile à caractériser sur un voisinage de taille aussi restreinte que celle des voisinages de calcul des macro textures de *Laws*.

Tableau 1 : Résultats de la classification

Textures	Pourcentage correct de classification		
	CDL	UT	LAWS
D04	93,75	81,25	98,44
D06	100	82,81	95,31
D09	87,50	70,31	68,50
D15	89,07	68,75	96,87
D16	100	98,44	100
D17	100	56,87	98,44
D19	98,44	90,62	98,44
D21	100	100	100
D27	87,50	92,19	81,25
D29	98,44	96,87	60,00
D34	100	98,44	90,62
D37	100	96,87	66,25
D38	98,44	65,62	100
D49	100	100	100
D52	100	92,19	79,59
D53	90,62	85,94	100
D55	100	95,31	100
D68	95,31	66,25	67,19
D77	89,06	95,31	100
D79	100	95,31	95,31
D84	85,94	100	100
D103	96,87	73,44	61,25
D104	100	76,56	65,62
D106	93,75	96,87	100
Taux moyen de Classification	96,03	86,51	88,46

Le codage directionnel local qui est une mesure des variations de niveau de gris dans différentes directions, apparaît en définitive comme une bonne méthode de caractérisation des textures. Les attributs proposés semblent être suffisamment pertinents pour discriminer des textures visuellement proches. De plus, cette méthode présente un intérêt algorithmique puisqu'il induit des temps de calcul plus faibles que ceux de la méthode d'unité de texture.

La dernière expérimentation a concerné la segmentation de deux images T1 et T2 (**Figure 7**), composées de textures visuellement proches : D16 et D106 pour la première image, et D16, D53 et D77 pour la seconde. La taille des mosaïques obtenues est de 256×256 pixels avec 256 niveaux de gris.

Chaque image a été balayée avec une fenêtre de taille 32×32 par pas de 2 pixels. A chaque pas, le vecteur attributs a été déterminé et une mesure euclidienne de distance a été utilisée pour la classification d'un bloc de 2×2 pixels.

Les résultats de l'opération sont présentés à la **Figure 7**. Ils confirment la pertinence des attributs proposés et montre que la méthode de caractérisation proposée peut servir de base à un processus de segmentation plus élaboré.

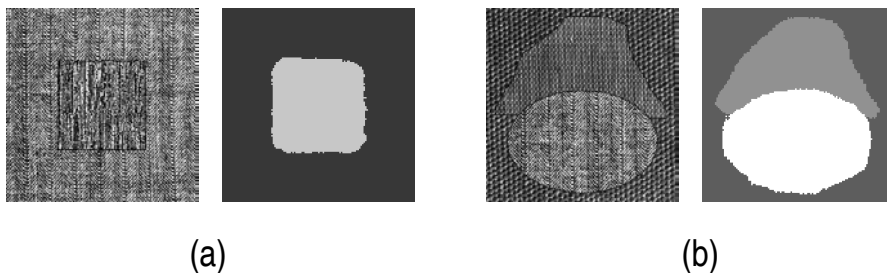


Figure 7 : Images originales et résultats de la segmentation de T1 – mosaïque de D16 et D106- (a) et de T2 -mosaïque de D16, D53 et D7- (b)

6. Conclusion

Pour caractériser les textures, nous avons introduit dans ce papier, un Code Directionnel Local (CDL) qui s'obtient en associant quatre codes élémentaires d'orientations différentes. Ce code constitue une mesure de la structure locale de la texture. Des attributs de texture comme l'entropie et l'énergie, sont extraits de quatre matrices directionnelles formées à partir des composantes du CDL de la texture. Les performances de classification et de segmentation de textures obtenues par notre méthode, se sont révélées supérieures à celles de l'unité de texture, avec une charge de calcul moindre. Les perspectives d'application de notre méthode à des domaines comme la télédétection et le biomédical, sont donc réelles et intéressantes.

Références

- [1] - J. Zhang, T. Tan, *Pattern Recognition*. 35(3) (2002) 735-747.
- [2] - R. Gonzales, R. E. Woods, "*Digital Image Processing*", Ed. Addison-Wesley, Reading, MA (2002).
- [3] - A. C. Bovik, M. Clark and W. Geisler, *IEEE Transactions on Pattern Anal. Mach. Intell.*, 12(1) (1990) 55-73.
- [4] - G. Loum, P. Provent, J. Lemoine, E. Petit, in "*Proceedings of IEEE-SP International Symposium on Time Frequency and Time-Scale Analysis*", Paris, France, (1996) 29-32.
- [5] - S. Arivazhagan, L. Ganesan, *Pattern Recognition Letters*, Volume 24, Issues 9-10 (2003) 1513-1521.
- [6] - R M Haralick, K. Shanmugam and I. Dinstein, *IEEE Transactions on Systems Man Cybernet SMC-3*, (1973) 610-621.
- [7] - D. C. He and L. Wang, *Pattern Recognition* 24 (5) (1991) 391-399.
- [8] - T. Ojala, M. Pietikainen, T. Maenpaa, in "*Sixth European Conference on Computer Vision proceedings*", Dublin, Ireland, (2000) 404 - 420.
- [9] - E. S-Y. Raul, V. K. Evguenii, J. C. Francisco, *Pattern Recognition Letters*, 24 (1-3), (2003) 21-31.

- [10] - F. J. Madrid-Cuevas, C. R. Medina, V. N. Prieto, G. N. L. Fernandez, P. A. Carmona, and al., in "*Iberian Conference on Pattern Recognition and image analysis* " n°1", Puerto de Andratx, Espagne, (2003) 470-477.
- [11] - C. I. Chang, Y. Chen, *Optical Engineering*, 43(8) (2004) 1891-1903.
- [12] - A. Al-Janobi. *Pattern Recognition*, 34 (1) (2000) 171-180.
- [13] - K. I. Laws, "Textured image segmentation", Ph.D. Thesis, Rept. 940, *Image Processing Institute*, University of southern California, (1980).
- [14] - P. Brodatz, *Texture - A Photographic Album for Artists and Designers*, Reinhold, New-York, (1968).