



CARACTÉRISATION D'IMAGES TEXTURÉES BASÉE SUR LES STATISTIQUES D'ORDRE TROIS

REUZÉ P., BRUNO A., BEZY-WENDLING J., COLLOREC R.

Patrick.Reuze@univ-rennes1.fr ; Laboratoire Traitement du Signal et de l'Image
Bât 22, Campus de Beaulieu, Univ. Rennes I, 35042 Rennes Cedex, FRANCE

Nous proposons une nouvelle méthode d'analyse de texture basée sur des relations d'ordre trois entre pixels. Des mesures de différence de niveau de gris entre pixels voisins sont combinées entre elles pour former des paramètres caractéristiques du contraste, de l'homogénéité ou encore de l'homogénéité du contraste.

La méthode proposée est comparée aux cumulants (statistiques d'ordre 3), à la méthode des matrices de cooccurrence ainsi qu'à la morphologie mathématique. Les performances de classification obtenues par cette méthode sur des textures naturelles sont supérieures à celles obtenues par les autres méthodes testées, particulièrement lorsque la taille de la fenêtre d'analyse est faible. Certaines images de muscles pathologiques sont mieux caractérisées par cette méthode que par les autres méthodes. D'autre part les résultats obtenus sur des images de tissu osseux montrent des perspectives intéressantes dans la quantification du degré d'ostéoporose.

1. INTRODUCTION

L'analyse de texture joue un rôle important dans l'interprétation des images, qu'elles soient d'origine satellitaire ou biomédicale. Haralick [1] a montré l'importance des statistiques d'ordre deux et a proposé la méthode des matrices de cooccurrence pour extraire un certain nombre de paramètres statistiques. Cette méthode est très utilisée, mais elle présente une charge de calcul importante. D'autres méthodes permettent d'extraire des paramètres statistiques soit à l'ordre un (moyenne, variance, "skweness", "curtosis",...), soit de manière plus heuristique (méthodes des extrema, longueur de plages,...).

Outre les méthodes statistiques, d'autres approches ont permis la caractérisation de textures. Ainsi l'approche fractale a été largement utilisée. De même, la morphologie mathématique a été appliquée à l'analyse de texture, particulièrement la granulométrie morphologique qui décompose l'image en une série d'images représentatives des tailles et niveaux de gris des primitives. Une bonne discrimination des textures, principalement structurées, est alors possible.

We propose a new texture analysis method based on third order relationships between pixels. Measures of grey level differences are combined to build some parameters which are characteristics of contrast, homogeneity, or constrast homogeneity.

This method is compared to third order statistics (cumulants), grey level cooccurrences and mathematical morphology. The classification performances of this method for natural textures (Brodatz) are better than those of the other tested methods, particularly when the size of the analysis window is small.

Some images of pathological muscles are better characterized using this new method than the others methods.

The results from images of bone tissue show interesting perspectives for the quantification of the ostéoporosis.

D'autres auteurs ont poursuivi leurs efforts sur les analyses statistiques, notamment Gagalowicz [2] qui a montré que si les statistiques d'ordre trois ne suffisaient pas à caractériser toutes les textures, cependant elles permettaient de mettre en évidence certaines structures. Par la suite, Tsatanis [3] a ainsi utilisé les cumulants définis par :

$$C_{3x}(i, d_1, d_2) = E[x(i)x(i+d_1)x(i+d_2)]$$

et que l'on peut estimer par :

$$C_{3x}(i, d_1, d_2) = \frac{1}{N} \sum_{k \in V_i} x(k)x(k+d_1)x(k+d_2)$$

avec l'hypothèse d'ergodicité du signal de texture. Le signal x est supposé centré et k, i, d_1 et d_2 sont les coordonnées 2-D de l'image, V_i est la fenêtre d'estimation centrée sur le pixel i . Il démontre la supériorité des cumulants face aux mesures de corrélation et montre que pour des fenêtres de grande taille, les cumulants sont insensibles à un bruit gaussien, ainsi qu'à un bruit uniforme (en particulier au bruit de quantification) et à toute transformation linéaire ou non-linéaire mais symétrique



de ce bruit. Cependant, l'expérience montre une dégradation des performances discriminatoires de ces paramètres lorsque la taille de la fenêtre d'estimation diminue.

L'utilisation des mesures de différence entre pixels est intéressante en analyse de texture. On sait en effet que le système visuel humain est plus sensible aux différences entre niveaux de gris qu'à la valeur absolue de ces niveaux de gris.

Une méthode récente fait appel à des relations entre trois points en calculant des différences entre eux [4]. La combinaison de ces différences forme les vecteurs caractéristiques de la texture.

Notre méthode utilise les informations de différences dans l'image et combine celles-ci pour former des paramètres représentatifs de l'homogénéité, du contraste ou de l'homogénéité du contraste. Les résultats de classification obtenus sur différentes textures, de Brodatz et médicales, sont discutés et comparés avec ceux obtenus par morphologie mathématique, par matrice de cooccurrence ou avec les cumulants.

2. MÉTHODE

Soit $x(i)$ la valeur du pixel i , $i+d_1$ et $i+d_2$ deux pixels voisins (i , d_1 et d_2 sont des coordonnées 2D). On définit les différences Δ_1 et Δ_2 par :

$$\Delta_1 = |x(i) - x(i+d_1)|, \quad \Delta_2 = |x(i) - x(i+d_2)|.$$

Le calcul de $E[\Delta_1]$ est équivalent au calcul du paramètre contraste des matrices de cooccurrence. Nous proposons ici d'estimer $E[\Delta_1]$ par la moyenne de Δ_1 dans la fenêtre d'estimation. L'avantage de cette méthode réside d'abord dans le gain en temps de calcul. En effet, les matrices de cooccurrence nécessitent une requantification de l'image sur un nombre limité de niveaux de gris (8, 16 ou 32 en pratique). La méthode proposée ne nécessite que le calcul de $\frac{1}{N} \sum_i \Delta_1(i)$ dans la fenêtre d'estimation.

Le deuxième avantage réside dans le fait qu'à partir des deux différences Δ_1 et Δ_2 , il est possible d'obtenir un paramètre qui combine les informations obtenues dans les deux directions choisies, et donc d'avoir une information du troisième ordre. Le contraste dans une direction donnée est ainsi vu de manière relative par rapport au contraste obtenu dans une deuxième direction et non plus de manière absolue. Plusieurs solutions sont possibles pour combiner ces deux informations. Ainsi P_1 est une estimation de la somme des contrastes dans les deux directions :

$$P_1(d_1, d_2) = \frac{1}{N} \sum_{i \in V_f} \Delta_1 + \Delta_2$$

P_2 est une estimation du produit des contrastes locaux, il est représentatif de la corrélation entre les contrastes.

$$P_2(d_1, d_2) = \frac{1}{N} \sum_{i \in V_f} \Delta_1 * \Delta_2$$

P_4 est une mesure d'homogénéité. Il est d'autant plus faible que Δ_1 et Δ_2 sont forts et proches l'un de l'autre.

$$P_4(d_1, d_2) = \frac{1}{N} \sum_{i \in V_f} \frac{1 + |\Delta_1 - \Delta_2|}{1 + \Delta_1 + \Delta_2}$$

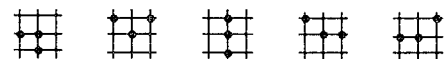
Les paramètres P_5 et P_6 sont intermédiaires:

$$P_5(d_1, d_2) = \frac{1}{N} \sum_{i \in V_f} (\Delta_1 - \Delta_2)$$

$$P_6(d_1, d_2) = \frac{1}{N} \sum_{i \in V_f} |\Delta_1 - \Delta_2|$$

P_5 est important lorsque l'une des deux différences est forte et l'autre faible. Il ne dépend que de la différence entre les contrastes Δ_1 et Δ_2 . P_6 mesure une distance entre ces deux contrastes. Ces paramètres effectuent donc une mesure de "l'homogénéité du contraste" dans la configuration (d_1, d_2) utilisée. L'avantage de P_5 réside dans sa valeur moyenne qui est nulle pour un bruit additif non corrélé. Un inconvénient se présente lorsque les contrastes ne sont pas ordonnés toujours de la même façon (tantôt $\Delta_1 > \Delta_2$, tantôt l'inverse), le paramètre est alors de valeur moyenne nulle. Ce n'est pas le cas de P_6 qui mesure une distance et n'est donc pas influencé par l'ordre de ces deux différences.

Chaque couple (d_1, d_2) définit un ensemble de systèmes de trois pixels organisés de manière fixe dans l'image. Chaque paramètre peut être estimé pour un grand nombre de directions d_1, d_2 . Nous nous limiterons ici au cas où $(-1, -1) \leq (d_1, d_2) \leq (1, 1)$. On obtient alors 20 combinaisons possibles, constituées des 5 formes présentées ci-dessous orientées dans les 4 directions principales.



Pour un type de paramètre, la moyenne et l'écart-type du paramètre sur chacune de ces 20 combinaisons dans la fenêtre d'estimation forment un vecteur de 40 paramètres qui est utilisé lors de l'étape de classification.

3. RESULTATS

Les paramètres proposés ci-dessus ont été testés sur 4 images Brodatz [5] de taille 256x256 (laine, raphia, herbe, sable). Ces 4 images ont été choisies parce qu'elles font partie des micro-textures les plus difficiles à discriminer.

Une analyse discriminante linéaire a été réalisée pour choisir les meilleurs paramètres dans chaque méthode. Un apprentissage est ainsi réalisé sur un groupe d'échantillons de base (la moitié des fenêtres) tiré aléatoirement parmi l'ensemble des fenêtres, les échantillons du groupe de test (l'autre moitié des fenêtres) sont classés en utilisant la distance de Mahalanobis. Le tableau ci-dessous montre les résultats obtenus avec les autres méthodes de caractérisation et avec les paramètres définis ci-dessus.

Taille de la fenêtre	8x8	16x16	32x32
cooccurrences	77.3	96.20	99.96
math. morph.	-	93.79	99.27
cumulants	-	75.50	93.35
$P_1 = \Sigma (\Delta_1 + \Delta_2)$	76.3	95.1	99.47
$P_2 = \Sigma (\Delta_1 \cdot \Delta_2)$	72.9	93.8	99.52
$P_4 = \Sigma \frac{1 + \Delta_1 - \Delta_2 }{1 + \Delta_1 + \Delta_2}$	70.5	95.0	98.3
$P_5 = \Sigma (\Delta_1 - \Delta_2)$	70.4	93.2	98.15
$P_6 = \Sigma \Delta_1 - \Delta_2 $	71.9	95.2	99.3
P1-6	84.6	98.6	100.00

Table 1 : Pourcentage de classification correcte pour différentes tailles de fenêtre (moyenne entre groupe de base et groupe test).

Le vecteur utilisé dans le calcul des matrices de cooccurrence est constitué des 14 paramètres présentés dans [1], les quatre directions de base sont utilisées.

Les résultats obtenus par la méthode de morphologie mathématique ont été extraits de [6]. Un algorithme de décomposition morphologique récursif utilisant un groupe d'éléments structurants de différentes tailles décompose l'image en composantes représentatives de primitives de texture suivant leur forme et leur taille.

Concernant les cumulants et notre méthode, les résultats sont obtenus avec un maximum de 8 combinaisons (d_1, d_2) pour les tailles de fenêtre 16x16 et 32x32. Dans tous les cas un maximum de 15 paramètres est utilisé.

Pour les fenêtres de taille 8x8, le paramètre des matrices de cooccurrence le plus discriminant (differential inverse moment) donne un pourcentage de bonne classification d'environ 55%, ce qui est légèrement supérieur au pourcentage obtenu avec la méthode proposée lorsqu'un seul paramètre est utilisé (de 49 à 52%). Cependant, notre méthode est supérieure aux autres quelle que soit la taille de la fenêtre, lorsque les meilleures configurations sont sélectionnées indépendamment pour chaque type de paramètre (case P1-6 du tableau 1).

Le tableau 2 montre les résultats obtenus en fonction du nombre de paramètres mis en jeu dans la classification.

nombre de paramètres	5	8
cooccurrences	98.67	99.96
math. morph.	98.66	99.27
cumulants	88.30	93.35
P1-6	99.20	100

Table 2 : Pourcentage de classification correcte pour 5 et 8 paramètres avec une fenêtre d'estimation de 32x32.

Peu de combinaisons (d_1, d_2) sont nécessaires pour

obtenir un résultat correct. Le nombre de combinaisons nécessaires décroît lorsque la taille de la fenêtre d'estimation augmente. Pour des fenêtres 32x32, 3 ou 4 combinaisons suffisent à obtenir un pourcentage proche de 100%, alors que pour une fenêtre 8x8, les meilleurs résultats exigent une quinzaine de configurations

Les figures 1 et 2 montrent des images de paramètres calculés sur des textures naturelles tirées de [5].

La figure 3 montre les résultats obtenus sur des images IRM de muscles pathologiques. Une activité plus importante est ici mise en évidence. La méthode a également été testée sur des images binarisées d'os (vertèbres microRMN). Le paramètre P2 met en évidence les zones où les travées osseuses sont peu nombreuses (figure 4).

4. CONCLUSION

Nous avons proposé une nouvelle méthode de caractérisation de texture. Cette méthode combine les informations de différences entre niveaux de gris de pixels voisins pour former des paramètres du troisième ordre. Les résultats obtenus sont supérieurs à ceux obtenus avec les matrices de cooccurrence pour une charge de calcul moindre. Ils restent acceptables pour des fenêtres de taille relativement faible devant les textures étudiées, ce qui permet d'envisager l'utilisation de cette méthode en segmentation. De plus l'extension vers la troisième dimension sera facile, la méthode proposée pourra donc être utilisée dans la segmentation des bases de données tridimensionnelles rencontrées en imagerie médicale, par exemple.

RÉFÉRENCES

- 1 - R.M.Haralick "Statistical and structural approaches to textures", Proc. of the IEEE, vol 67, n°5, may 1979, pp.786-804.
- 2 - A.Gagalowicz, C.Tournier-Lasserre "Third order model for non-homogenous natural textures", Eight Int. Conf. on Pattern Recognition, Paris, France, Oct27-31, 1986, pp.409-411.
- 3 - M.K.Tsatsanis, G.B.Giannalis " Object and texture classification using higher order statistics", IEEE PAMI, vol14, n°7, july 92, pp.733-750.
- 4 - D.Wang, V. Haese-Coat, A.Bruno, J.Ronsin "Texture classification and segmentation based on iterative morphological decomposition", Journal of Visual Communication and Image Representation, vol 4, n°3, Sept 93, pp 197-214.
- 5 - P.Brodatz, "textures, A photographic album for artists and designers", Dover, New-York, 1966
- 6 - G.Montilla, "Analyse spatio-temporelle de séquences d'images en échocardiographie", thèse de l'université de Rennes I, Décembre 1994.

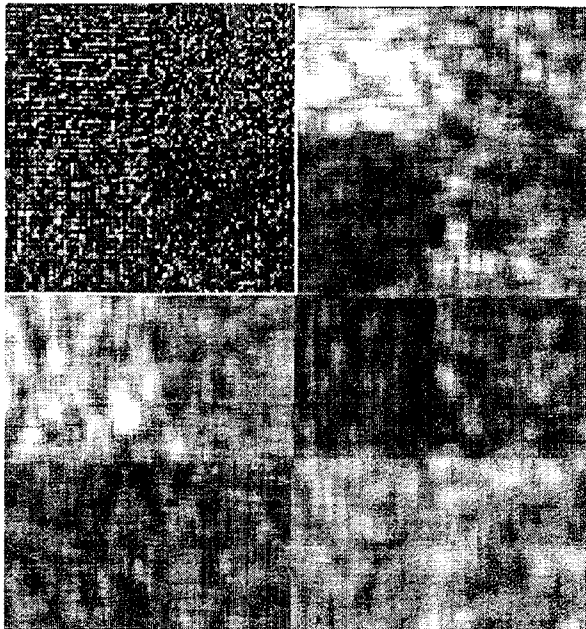
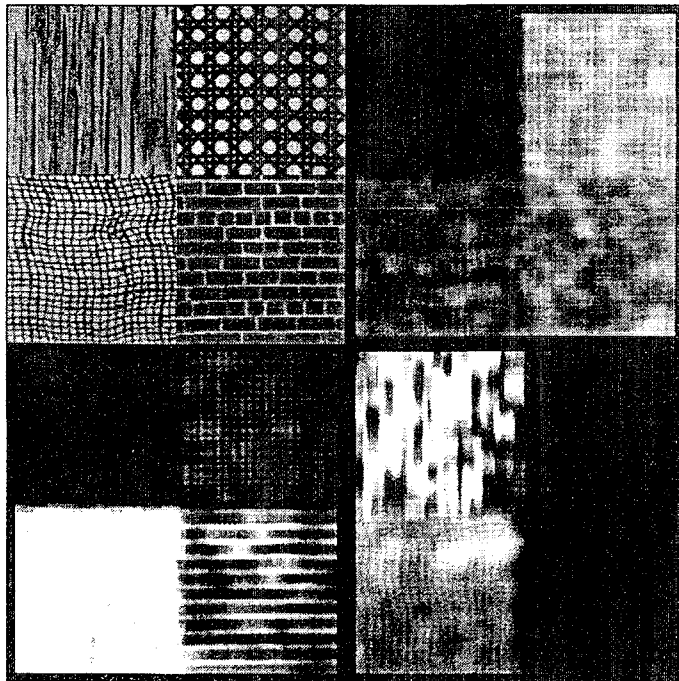


Figure 1 :

- a - raffia, sable, laine, herbe.
- b - energie du paramètre P2
- c - paramètre P6
- d - paramètre P4

a	b
c	d



a	b
c	d

Figure 2 :

- a - bois, canage, tissu, brique.

b - paramètre P4 configuration :



c - paramètre P2 configuration :



d - paramètre P2 configuration :

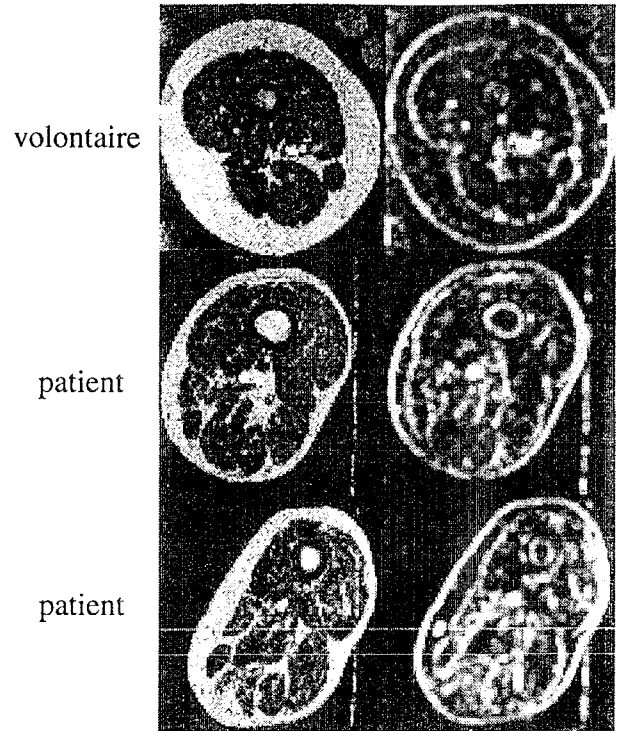


Figure 3

à gauche : image RMN de muscles (10 cm au dessus de la jambe).

à droite : paramètre P6

Images 246x246 acquises à 0.5T, épaisseur de coupe de 3mm, résolution de 1mm, séquence écho de gradient (TR=200ms, TE/TE2=14ms).

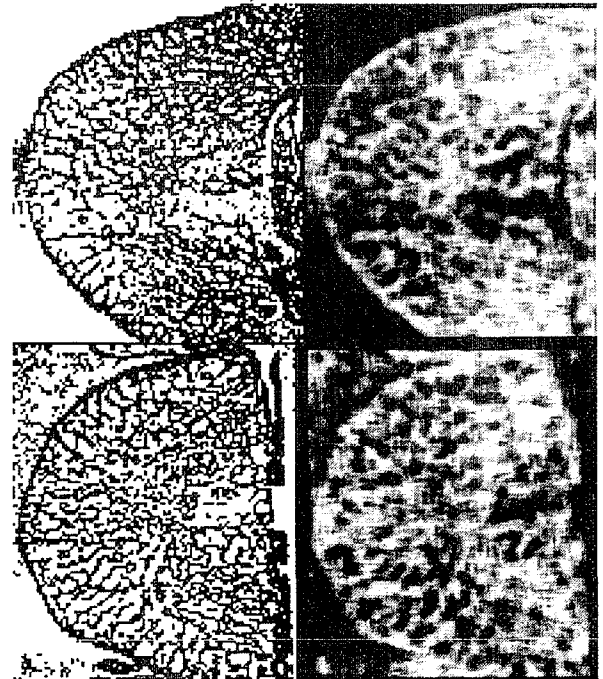


Figure 4 :

à gauche : image de vertèbres binarisées.

à droite : image du paramètre P2. Le paramètre répond faiblement lorsque les travées osseuses (parties noires) sont peu nombreuses ou peu enchevêtrées.

Images 256x256 acquises in vitro sur un appareil d'IRM à très haute résolution (taille du pixel: 150 µm).