

# Nouveaux attributs de texture invariants par rotation

## 1. introduction

L'analyse de textures est un problème important dans la mesure où elle conditionne la qualité de la segmentation et de l'interprétation d'images. La description statistique de textures s'appuie sur la définition de la texture qui reste assez floue dans la littérature mais elle est généralement définie suivant deux approches [8], [12] :

- l'approche descriptive [12],[9],
- l'approche constructive [5].

Ces deux approches de définition d'une texture ont conduit à l'élaboration des deux principales techniques d'analyse de textures. La première consiste à analyser une texture à partir d'attributs tels que ceux issus de la matrice de cooccurrence, de longueur de plages... [5]. Ces attributs permettent une bonne description de la texture rencontrée mais il est difficile d'extraire des informations perceptuelles tels que le caractère déterministe ou la finesse d'une texture. Le caractère déterministe d'une texture donne une indication sur le type de la texture (texture structurelle, structurelle-statistique, statistique). La finesse d'une texture, quant à elle, donne une information sur la taille du motif de la texture considérée (microscopique, macroscopique) et donc peut permettre d'adapter la taille de la fenêtre d'analyse.

La seconde approche tente de modéliser la texture comme la réalisation d'un champ aléatoire 2D [3], [2]. Les modèles de textures existants sont nombreux mais ne s'appliquent le plus souvent qu'aux

textures stochastiques. La décomposition de Wold [3] permet néanmoins de modéliser tout type de textures homogènes sans connaissance *a priori*.

Nous présentons dans ce papier, un modèle de texture invariant par rotation dont les paramètres permettent de donner une indication à la fois sur le type de la texture à analyser et sur son motif de base. L'originalité du modèle proposé réside dans l'utilisation de la décomposition de Wold pour modéliser la fonction d'autocovariance normalisée 1D. Cette fonction est obtenue à partir de la fonction d'autocovariance normalisée 2D d'une texture. Enfin, les paramètres du modèle sont estimés par moindres carrés en utilisant un algorithme génétique.

Le modèle de texture proposé est décrit dans la section 2. La section 3 donne une conclusion et énonce quelques perspectives.

## 2. définition de nouveaux attributs de texture

La définition de la primitive tonale d'une texture donnée dans la littérature [5], reste assez floue. Nous proposons de préciser ici cette notion, afin de déterminer de manière optimale des attributs adaptés à l'analyse d'une texture suivant l'approche constructive (*cf.* introduction). Nous définissons donc le motif ou la primitive d'une texture de la façon suivante :

« *Le motif d'une texture est la plus petite structure spatiale contenue dans une tex-*

*ture dont la forme est régie par la même loi de probabilité au sein de cette texture* ».

Nous allons modéliser la fonction d'autocovariance normalisée 1D d'une texture qui donne des informations perceptuelles sur celle-ci et met en évidence naturellement son caractère aléatoire ou déterministe.

### 2.1. modélisation de la fonction d'autocovariance normalisée 1D d'une texture

La fonction d'autocorrélation ou d'autocovariance d'un champ aléatoire 1D  $I$  peut être modélisée comme suit [11] :

$$\widehat{FAC}_I(r) = e^{-\alpha r} + \gamma \cdot e^{-\beta r} \cos(2\pi f r + \phi) + \delta + \varepsilon(r)$$

Le terme  $\varepsilon(r)$  correspond à l'erreur de modélisation de la fonction d'autocovariance normalisée. Dans le cas d'un champ purement aléatoire, le premier terme de cette expression doit être prépondérant ce qui est réalisé à partir d'une valeur de  $\alpha$  très faible et une valeur de  $\beta$  élevée ou  $\gamma$  faible. Dans le cas déterministe, le coefficient  $\beta$  doit être proche de 0. Enfin, le cas évanescant intermédiaire est caractérisé par une valeur de  $\beta$  positive moyenne pour modéliser les oscillations amorties présentes dans la fonction d'autocovariance normalisée.

La taille du motif  $M$  d'une texture  $T$  peut être estimée à partir des paramètres du modèle. Dans le cas déterministe, la taille du motif est approchée par la période

1/f. Dans le cas hybride ou aléatoire, la dimension  $M_T$  du motif est approximée en considérant la valeur de  $M_T$  pour laquelle  $\widehat{FAC}(M_T)$  est négligeable.

Pour calculer la fonction d'autocovariance normalisée 1D d'une texture à partir de celle en 2D, nous proposons la méthode suivante. On note  $F$  cette fonction et elle se calcule de la façon suivante :

$$F(r) = \frac{1}{\pi r} \sum_{(i,j) \in \tilde{C}_r} \widehat{FAC}(i,j) \quad \forall r > 0$$

où  $\tilde{C}_r = \{(i,j)/i \geq 0, \sqrt{i^2 + j^2} = r\}$  est l'ensemble des points sur le demi-cercle de rayon  $r$  (cf. figure 1) et  $\widehat{FAC}$  est définie comme suit :

$$\widehat{FAC}(i,j) = \begin{cases} FAC(i,j) & \text{si } m = \sqrt{i^2 + j^2} \in \mathbb{N} \\ \sum_{k=1}^4 \frac{d_k \cdot FAC(s_x^{(k)}, s_y^{(k)})}{d_1 + d_2 + d_3 + d_4} & \text{sinon} \end{cases}$$

Le premier terme est la fonction d'autocovariance normalisée 2D définie par l'expression :

$$FAC(i,j) = \frac{1/NW \sum_{s=(k,l) \in W} I(s)I(k+i,l+j)}{1/N \sum_{k,l} I^2(k,l)}$$

où  $NW$  et  $W$  sont respectivement le nombre de points et la région sur laquelle le produit  $I(s)I(k+i,l+j)$  est cal-

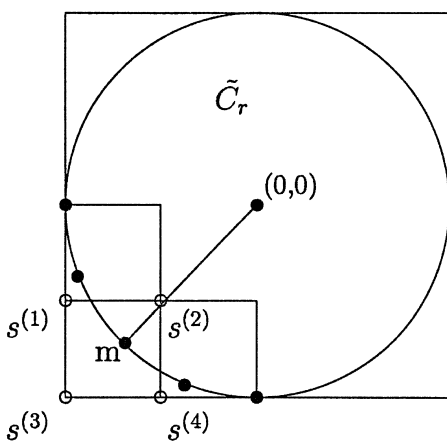


Figure 1. – Interpolation d'un point sur le demi-cercle  $\tilde{C}_r$ .

culé,  $N$  le nombre total de pixels,  $I$  est la fonction de luminance de moyenne nulle de la texture considérée,  $i$  et  $j$  sont les déplacements horizontaux et verticaux.

Le second terme de la fonction  $\widehat{FAC}$  correspond à l'interpolation de la fonction d'autocovariance au point  $m$  sur le demi-cercle  $\tilde{C}_r$ . Le terme  $d_k$  correspond à la distance euclidienne  $d(s^{(k)}, m)$  entre le point  $m$  et le point  $s^{(k)} = (s_x^{(k)}, s_y^{(k)})$ .

Soit  $F(r)$  la valeur traduisant la corrélation moyenne d'un pixel avec un autre distant de  $r$  dans toutes les directions, cette fonction s'apparente à la fonction d'autocorrélation d'un signal 1D. En effet, il est facile de montrer qu'elle est invariante par translation de l'image (la fonction  $F$  est calculée à partir de l'autocovariance 2D qui a cette propriété). La fonction  $F$  est aussi invariante par rotation. Cette propriété est obtenue en prenant en compte la corrélation des pixels dans toutes les directions.

## 2.2. estimation des paramètres du modèle

La fonction  $F$  calculée précédemment est modélisée comme une fonction d'autocorrélation d'un signal 1D. Les paramètres de modélisation de cette fonction sont obtenus par moindres carrés, c'est-à-dire en minimisant la fonctionnelle suivante :

$$\sum_{i=1}^{r_q} (F(r_i) - \hat{F}(r_i))^2$$

où  $r_q$  est le rayon maximal considéré et  $\hat{F}$  le modèle de la fonction  $F$ .

Afin de déterminer les paramètres minimisant cette fonctionnelle, nous avons utilisé un algorithme génétique [7] (GAOT : Genetic Algorithm for Optimization Toolbox). Cette approche est particulièrement adaptée à notre problème puisque la fonction à minimiser est non convexe (à cause de la présence du cosinus dans le modèle). D'autres approches telles que le gradient conjugué ou le recuit simulé donne un minimum presque sûrement [6].

L'algorithme génétique permet d'estimer le vecteur de paramètres  $(\alpha, \beta, \gamma, f, \phi, \delta)$  optimal au sens des moindres carrés.

## 2.3. caractère déterministe d'une texture

Nous obtenons un vecteur de paramètres  $(\alpha, \beta, \gamma, f, \phi, \delta, \varepsilon)$  que nous allons exploiter pour obtenir des propriétés perceptuelles d'une texture comme le caractère déterministe. Notre modèle peut se décomposer en deux termes : le premier concerne la composante aléatoire de la texture et le deuxième la composante harmonique.

Nous définissons le caractère déterministe  $\Delta_T$  d'une texture  $T$  en considérant les coefficients  $\beta$  et  $\gamma$  du modèle proposé. Dans le cas d'une texture aléatoire, le second terme du modèle doit être négligeable ce qui est réalisé pour une valeur de  $\beta$  élevée ou une valeur de  $\gamma$  très faible. Tandis que dans le cas purement déterministe, cette composante est une sinusoïde d'amplitude constante, correspondant à une valeur de  $\beta$  nulle ou négligeable et à une valeur de  $\gamma$  strictement positive. Le cas intermédiaire (structurel-statistique) correspond à une valeur de  $\beta$  intermédiaire réglant l'atténuation de la sinusoïde du second terme du modèle.

L'indice  $\Delta_T$  exprimant le caractère déterministe d'une texture  $T$  s'écrit sous la forme :

$$\Delta_T = \begin{cases} 0 & \text{si } |\tilde{\gamma}| \approx 0 \\ 1 & \text{si } \tilde{\beta} \approx 0 \\ 2|\tilde{\gamma}|e^{-\tilde{\beta}} & \text{sinon} \end{cases}$$

où  $\tilde{\beta}$  et  $\tilde{\gamma}$  sont les valeurs normalisées des paramètres  $(\beta, \gamma)$ . En effet, dans l'étape d'estimation des paramètres, la valeur  $\beta$  doit être comprise entre 0 et 1, et  $\gamma$  entre -0.5 et 0.5.

Le caractère déterministe d'une texture correspond à des valeurs de  $\Delta_T$  comprises entre 0 et 1. Plus la valeur de  $\Delta_T$  est proche de 1, plus la texture est déterministe et plus la valeur de  $\Delta_T$  est proche de 0, plus elle est aléatoire.

Il est possible d'affiner cette caractérisation d'une texture en considérant la

finesse d'une texture. Cette information, primordiale en segmentation puisqu'elle conditionne la taille de la fenêtre d'analyse d'une texture, est aussi obtenue à partir des paramètres du modèle précédent.

## 2.4. finesse d'une texture

La finesse d'une texture est une propriété perceptuelle importante puisqu'elle caractérise la taille du motif d'une texture. Selon Gagalowicz [4], une texture fine est caractérisée par une fonction d'autocorrélation tendant vers 0 rapidement en fonction de la distance de déplacement. Cette même fonction pour une texture grossière (primitives de grande taille) décroît beaucoup plus lentement. Dans le cas des textures déterministes, cette analyse ne doit se faire que sur la période de la texture considérée.

Cette définition caractérise la variation de la corrélation entre pixels plus ou moins proches pour une texture donnée.

Nous définissons la finesse d'une texture comme la caractérisation de la taille du motif élémentaire composant une texture à une résolution donnée. La résolution est liée à la distance d'observation d'une texture ou à la taille de la fenêtre d'analyse de celle-ci. La finesse contrairement au caractère déterministe ou aléatoire d'une texture, varie en fonction de la résolution de l'observation.

La finesse d'une texture peut être décrite à partir de l'évolution de l'information contenue dans la fonction d'autocorrélation et en particulier dans la fonction  $F$ . L'attribut que nous proposons d'extraire de cette fonction traduit la taille minimale d'analyse de la texture considérée. Dans le cas déterministe, cette taille s'apparente à la période de la texture. Dans le cas contraire, elle est estimée à partir de la fonction  $F$ .

La décision d'appartenance à la classe déterministe a été réalisée en considérant l'indice  $\Delta_T$  de la texture. Dans le cas où cet indice est supérieur à 0.5 (seuil obtenu après expérimentations sur un ensemble significatif d'images), nous considérons que la texture est déterminis-

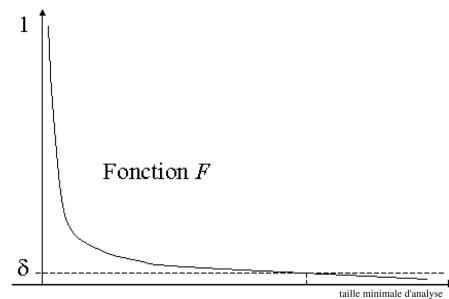


Figure 2. – Détermination de la finesse d'une texture : cas non déterministe.

te. Dans ce cas, la période de la texture est estimée en considérant la plus grande période du signal 2D. Il peut arriver en effet qu'une texture déterministe soit composée de plusieurs composantes harmoniques.

Dans le cas non purement déterministe, la finesse  $M_T$  d'une texture  $T$  est obtenue de la façon suivante (cf. figure 2) :

$$M_T = \arg \min_{r>0} F(r) < \delta$$

Cette formulation de la finesse d'une texture présente deux avantages. D'une part, la définition de la finesse d'une texture, comme étant la caractérisation de la taille minimale du support d'analyse de celle-ci, a un sens dans le cas déterministe ou aléatoire. D'autre part, cette information est immédiatement exploitable dans la phase de segmentation.

Plus une texture est fine (resp. grossière), plus la taille du voisinage d'analyse de celle-ci est petite (resp. grande).

## 2.5. résultats expérimentaux

Les résultats expérimentaux se décomposent en deux étapes :

- la première étape consiste à valider le modèle de texture et l'estimation de ses paramètres,
- la seconde étape porte sur l'évaluation de l'apport des paramètres du modèle dans une phase d'analyse de textures.

### 2.5.1. validation du modèle de texture

Nous avons utilisé la mosaïque de 50 textures de Brodatz de taille  $64 \times 64$  pixels de la figure 3 auquel nous avons ajoutée un ensemble de 12 textures  $256 \times 256$  pixels (cf. figure 4), soient 62 images (certaines textures apparaissent pour les deux tailles d'image).

Nous avons calculé la fonction d'autocovariance normalisée  $r \mapsto F(r)$ . Nous avons déterminé les paramètres du modèle de chaque texture par les moindres carrés en utilisant l'algorithme génétique décrit précédemment. Nous avons choisi une population initiale importante (comportant 20 000 réalisations du vecteur de paramètres du modèle) afin de garantir la convergence vers le minimum global du critère employé.

Nous donnons comme illustration le résultat de modélisation des textures de la figure 4 (cf. figure 5 et figure 6). Nous constatons d'une part, que le modèle choisi est adapté et, d'autre part, que l'erreur d'estimation commise est relativement faible.

Nous avons récapitulé les paramètres du modèle de chacune des textures de la figure 4 dans le tableau 1. On peut constater que l'erreur de modélisation commise est dans tous les cas faible.

Les valeurs du caractère déterministe  $\Delta_T$  pour chaque texture  $T$  sont cohérentes. La valeur la plus faible est celle de la texture bruit (gaussien) et la plus grande, celle correspondant à la somme de sinusoides et du damier.

En ce qui concerne la finesse d'une texture, les valeurs obtenues pour les différentes textures tests sont également cohérentes. La valeur de la dimension du motif  $M_T$  la plus faible correspond au bruit gaussien et la plus élevée au damier. Nous avons modélisé plusieurs textures à différentes orientations comme le montrent les figures 7 et 8. Les résultats de modélisation montrent l'invariance par rotation de la fonction  $F$ . D'autres études ont été réalisées avec des orientations différentes ( $\neq k.\pi/4$ ) confirmant cette conclusion [10].

## Nouveaux attributs de texture invariants par rotation

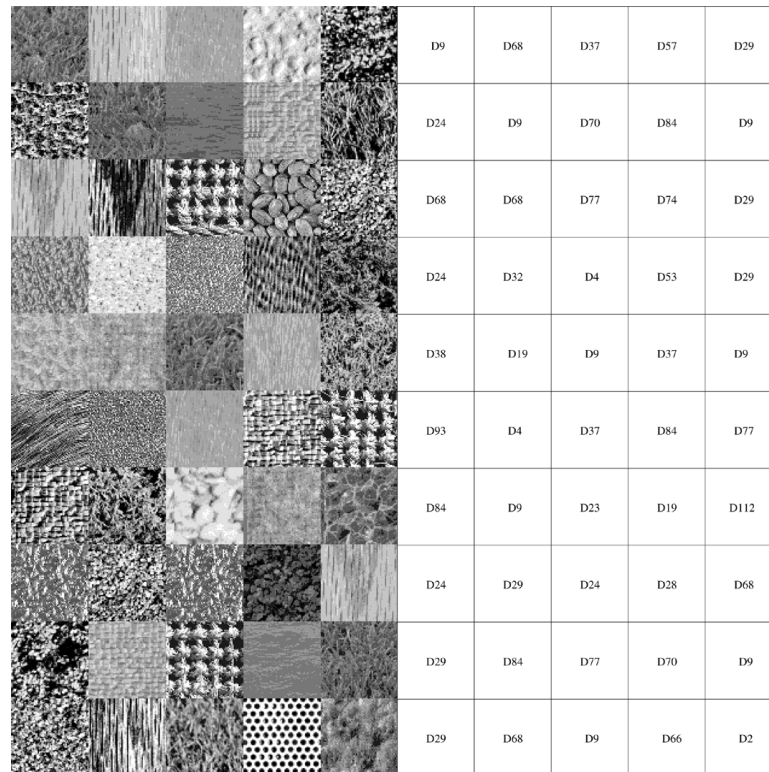


Figure 3. – Mosaïque de textures

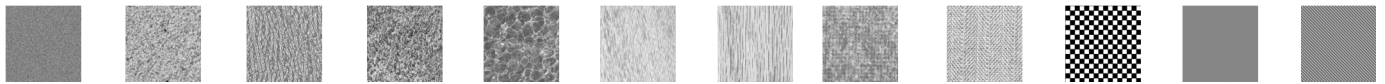
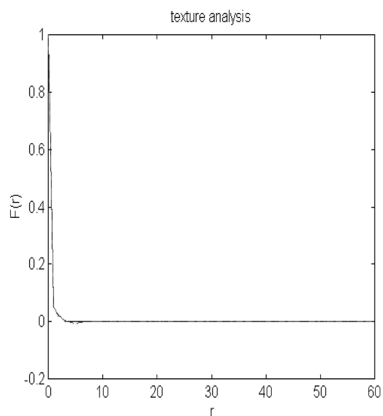


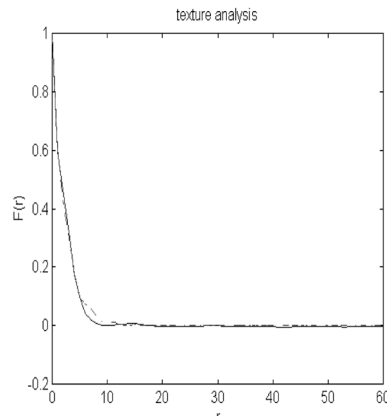
Figure 4. – Textures de Brodatz tests ((a) : bruit gaussien, (b) : sable, (c) lierre, (d) : herbe, (e) : bulles, (f) : eau, (g) : bois, (h) : laine, (i) : canevas, (j) : damier, (k) : sinusoïde fine, (l) sinusoïde grossière).

Tableau 1. – Paramètres du modèle pour les différentes textures tests.

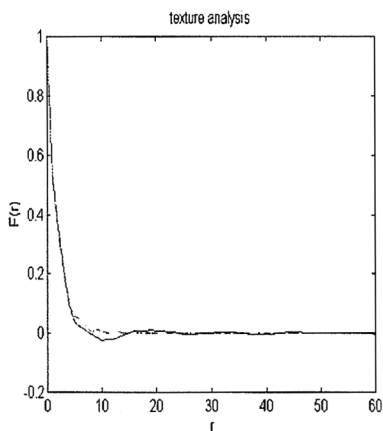
texture	$\alpha$	$\gamma$	$\beta$	$T = 1/f$	$\phi$	$\delta$	$\varepsilon$	$\Delta_T$	$M_T$
bruit	3,21	0,02	0,25	7,17	4,70	0,00	0,00	0,00	3,00
lierre	0,55	0,05	0,25	3,54	1,71	0,00	0,00	0,09	7,00
bois	0,42	0,07	0,25	3,89	1,91	0,02	0,03	0,10	9,00
eau	0,33	0,15	0,21	15,00	1,87	0,03	0,00	0,26	14,00
herbe	0,47	0,07	0,25	3,66	1,68	0,01	0,00	0,11	9,00
canevas	0,67	0,10	0,08	0,02	7,09	0,00	0,03	0,17	5,00
laine	0,32	0,16	0,25	7,23	1,87	0,02	0,03	0,24	14,00
sable	0,43	0,06	0,25	4,22	2,00	0,00	0,00	0,09	9,00
bulles	0,22	0,15	0,25	13,19	1,91	0,01	0,02	0,25	16,00
sinusoïde fine	2,06	0,10	0,03	7,05	4,87	0,00	0,03	1	4,00
sinusoïde grossière	0,46	0,26	0,00	14,08	5,12	0,00	0,17	1	16,00
damier	0,34	0,24	0,02	0,06	1,54	0,00	0,36	1	26,00



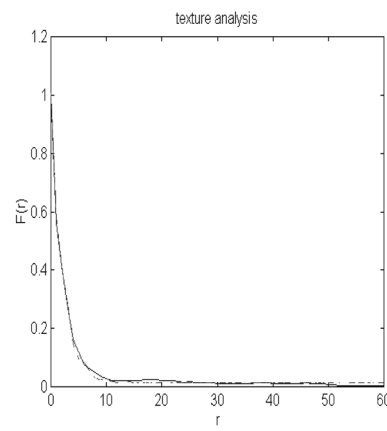
(a) bruit gaussien



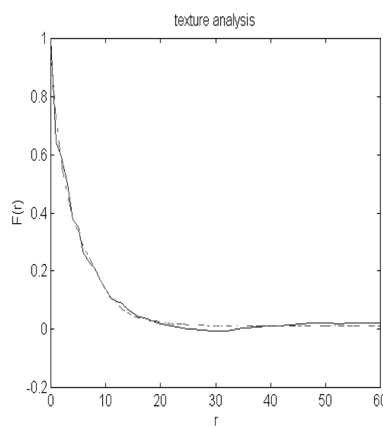
(b) sable



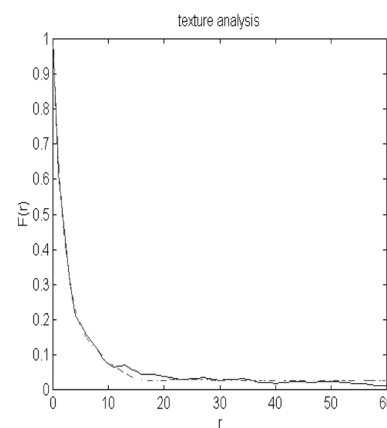
(c) vélin



(d) herbe



(e) bulles



(f) eau

Figure 5. – Comparaison de la fonction  $F(\cdot)$  et du modèle  $\hat{F}(\cdot)$  des textures tests.

## Nouveaux attributs de texture invariants par rotation

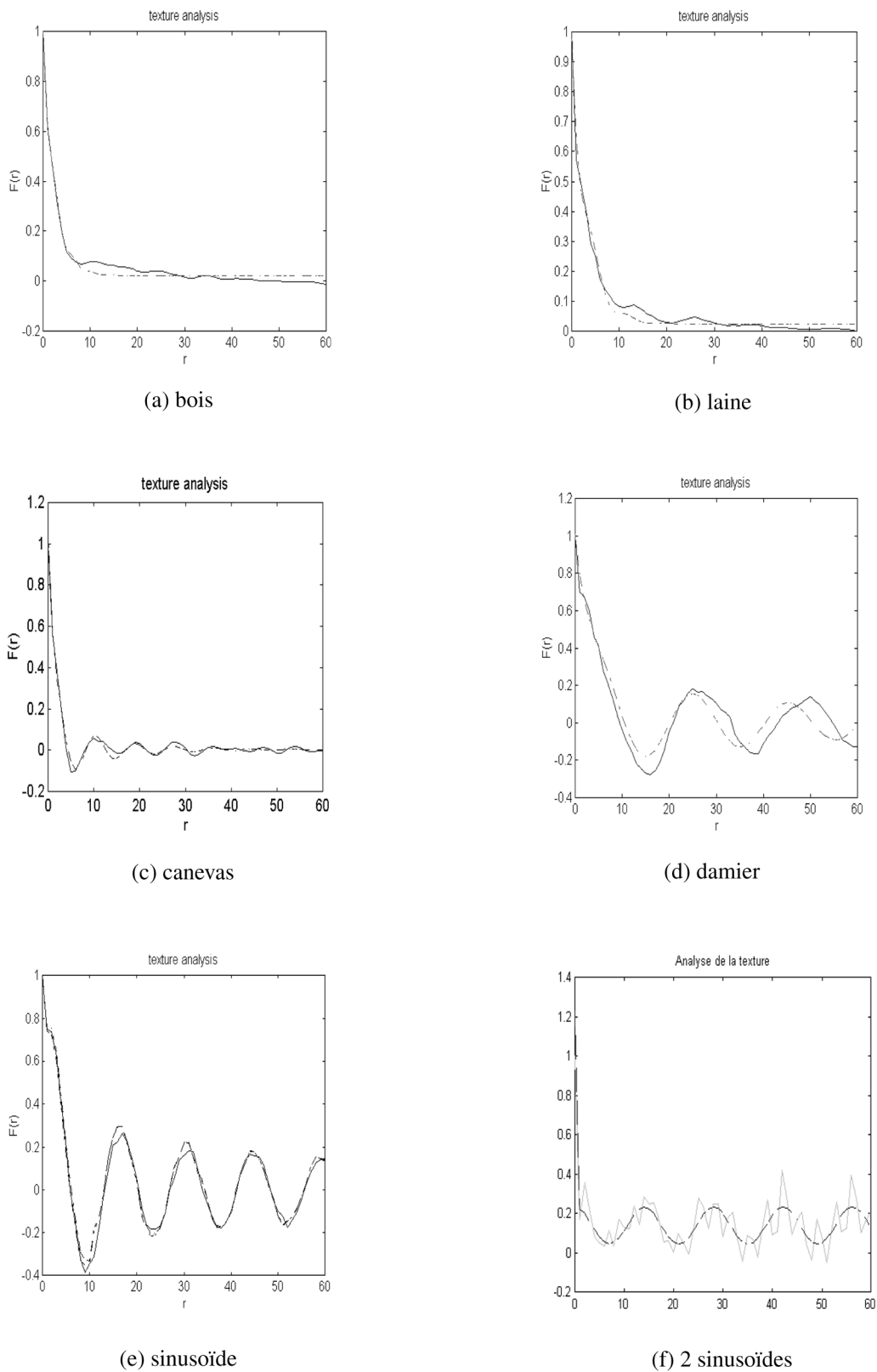


Figure 6. – Comparaison de la fonction  $F(\cdot)$  et du modèle  $\hat{F}(\cdot)$  des textures tests.

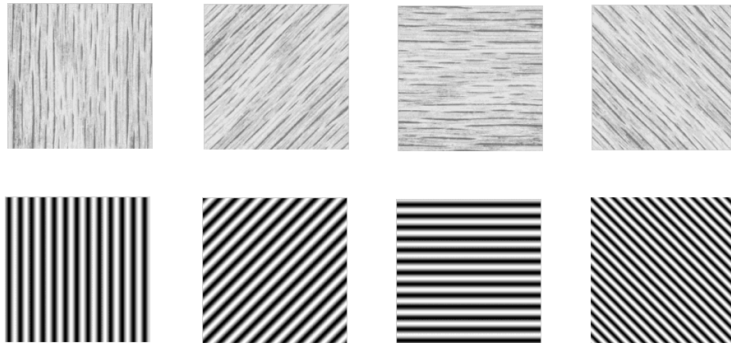


Figure 7. – Textures pour 4 différentes orientations

### 3. conclusions

Pour avoir une description plus fine d'une texture, nous avons introduit de nouveaux paramètres calculés à partir de la fonction d'autocorrélation 2D. Nous en avons déduit une fonction 1D  $F$  traduisant la corrélation des pixels d'une texture dans toutes les directions. Cette propriété permet une analyse de texture invariante par rotation.

La fonction  $F$  a été modélisée en la considérant comme la fonction d'auto-corrélation d'un signal 1D à partir de la décomposition de Wold. Les paramètres de ce modèle sont obtenus par moindres carrés à l'aide d'un algorithme génétique. Ainsi, il est possible de décrire une texture par un ensemble de 5 paramètres  $(\alpha, \beta, \gamma, T, \phi, \delta)$ . Les résultats expérimentaux sur un ensemble significatif d'images (62 textures) ont montré d'une part, que le modèle est bien adapté, et d'autre part, que l'erreur de modélisation est faible quel que soit le type de texture. Nous avons défini un indice du caractère déterministe  $\Delta_T$  d'une texture  $T$  à partir de 2 des paramètres de notre modèle  $(\beta, \gamma)$ . Les résultats expérimentaux ont montré une bonne adéquation entre la valeur de cet indice et le caractère aléatoire ou déterministe de la texture.

Afin d'affiner cette caractérisation de texture, nous avons extrait un paramètre traduisant la finesse d'une texture. Cet attribut donne la taille minimale de la fenêtre d'analyse d'une texture. Cette information est primordiale en segmentation d'images puisqu'elle permettra d'adapter la taille du support d'analyse d'une texture.

Ces paramètres permettent une meilleure caractérisation d'une texture. Des travaux de segmentation sont en cours afin d'exploiter l'information liée à la granularité d'une texture pour le choix de la fenêtre d'analyse et le paramètre donnant le caractère déterministe ou aléatoire d'une texture afin d'adapter les traitements aux données.

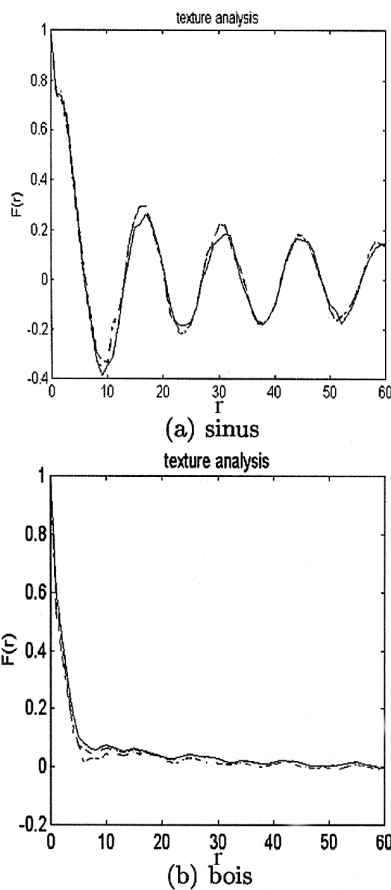


Figure 8. – Modélisation des textures de la figure 7 : mise en évidence de la propriété d'invariance par rotation de l'analyse d'une texture (fonction  $F(-)$  et modèle  $\hat{F}(\dots)$ ).

#### 2.5.2. analyse des paramètres du modèle

Nous avons analysé la complémentarité de ces 8 nouveaux paramètres ( $T = 1/f$ ,

$\alpha, \gamma, \beta, \phi, \delta, \Delta_T, M_T$ ) avec quelques descripteurs de texture classiques (15 attributs de la matrice de cooccurrence, 5 attributs de longueur de plages, 2 des histogrammes locaux, 4 extrema locaux et 4 attributs de l'intégrale curviligne). Cette analyse a été réalisée en utilisant le facteur de corrélation. Pour cela ont été utilisés 50 échantillons de 21 textures différentes représentatives de l'album de Brodatz [1] de taille  $64 \times 64$  pixels (cf. figure 3). Chaque échantillon a été découpé en 16 imagettes de taille  $16 \times 16$  pixels ce qui correspond à 800 échantillons pour chaque attribut de texture.

Cette étude met en évidence d'une part la faible corrélation des paramètres du modèle. En effet, la corrélation moyenne de ces paramètres est égale à 0.36. D'autre part, les paramètres du modèle sont faiblement corrélés avec les descripteurs de texture classiques puisque la corrélation maximale entre un paramètre du modèle et un attribut de texture est de 0.67.

Pour mesurer la pertinence des paramètres du modèle, nous avons réalisé une classification supervisée des textures de la mosaïque en utilisant le critère de minimisation de distance euclidienne. Le taux de bonne classification est meilleur que celui obtenu par les attributs de texture (92.86%). En combinant les descripteurs de texture classiques et les paramètres du modèle, le taux de bonne classification n'est amélioré que de 0.62%.

### BIBLIOGRAPHIE

- [1] P. Brodatz, *Textures : A Photographic Album for Artists and Designers*. Dover, New York, 1956.
- [2] J. Chen and A. Kundu. Rotation and gray scale transform invariant texture recognition using hidden markov model. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, volume 3, pp. 69-72, San Francisco, March 1992.
- [3] J.M. Francos, A.Z. Meiri, and B. Porat. A unified texture model based on a 2-d world-like decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 41 : pp. 2665-2678, August 1993.
- [4] A. Gagalowicz. *Vers un modèle de textures*. PhD thesis, Université Pierre et Marie Curie, Paris VI, May 1983.
- [5] R.M. Haralick. Statistical and structural approaches to texture. In *proceedings of the IEEE*, volume 69, pp. 786-804, May 1979.
- [6] C.R. Houck, J.A. Joines, and M.G. Kay. A comparison of genetic algorithms, random restart and two-opt switching for solving large location-allocation problem. *Computers, operations research forthcoming in special issue on evolution computation*, 1995.
- [7] C.R. Houk, J.A. Joines, and M.G. Kay. A genetic algorithm for function optimization : a matlab implementation. Technical Report 95-09, *NCSU-IE*, 1995.
- [8] B. Julesz. Experiments in the visual perception for texture. *Scientific software*, 232 : pp. 2-11, 1975.
- [9] R.W. Picard. A society of models for video and image libraries. *IBM systems journal*, 3, 1996.
- [10] C. Rosenberg, C. Cariou, J.M. Ogier, and K. Chehdi. Rotation invariant texture analysis : a comparative study. In *EUSIPCO'2000*, 2000.
- [11] C. Rosenberg, K. Chehdi, C. Cariou, and J.M. Ogier. Texture analysis of an image by using a rotation invariant model. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, PHOENIX, 1999.
- [12] M. Unser. *Description statistique de la texture*. PhD thesis, EPFL, Lausanne, 1984.

**C. ROSENBERGER**, LVR - ENSI de Bourges, 10 bd Lahitolle 18020 Bourges Cedex - France tel : (33) 02 48 48 40 66 Fax : (33) 02 96 46 66 75  
christophe.rosenberg@ensi bourges.fr

**K. CHEHDI**, LASTI - ENSSAT, 6 rue de Kerampont, B.P. 447 22305 Lannion Cedex - France tel : (33) 02 96 46 56 66 Fax : (33) 02 48 48 40 60  
Kacem.chehdi@enssat.fr