

Analyse et Segmentation de textures à partir d'attributs invariants par rotation

Kacem CHEHDI, Christophe ROSENBERGER

ENSSAT - LASTI

6 rue de Kerampont, B.P. 447, 22305 LANNION Cedex - France
Kacem.Chehdi@enssat.fr, Christophe.Rosenberger@enssat.fr

Résumé – Nous proposons dans cette communication 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 a été appliqué dans une phase de segmentation et de classification de textures.

Abstract – We propose in this communication a texture model which is invariant by rotation and whose parameters allow to characterize at the same time the type of texture and its tonal primitive. The originality of the model proposed lies in the use of the Wold decomposition to modelize the 1D normalized autocovariance. This function is computed from the 2D normalized autocovariance of a texture. Finally, parameters of the model are estimated by using a genetic algorithm. The proposed model is then applied in a texture segmentation and classification phase.

1 Introduction

Le traitement d'images naturelles met en évidence la nécessité de construire des modèles fiables d'analyse d'images pour l'interprétation des régions texturées. L'analyse de textures est un problème important en traitement d'images car elle conditionne la qualité de la segmentation et de l'interprétation. Il existe 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 ou de longueur de plages [4]. La caractérisation de textures à partir de ces attributs ne donne pas toujours une description complète de la texture. La seconde approche tente de modéliser la texture comme la réalisation d'un champ aléatoire 2D [3],[2]. Des hypothèses d'utilisation des modèles de cette dernière approche limitent leurs applications à certains types de textures.

Pour pallier ces inconvénients, nous proposons dans cet article 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 (texture déterministe ou aléatoire) et sur son motif de base (microscopique ou macroscopique). Les paramètres du modèle combinés avec ceux de la matrice de cooccurrence permettent d'analyser et de répertorier les différentes textures en prenant en compte la corrélation des niveaux de gris et leurs distributions. 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, l'estimation des paramètres du modèle est réalisée par un algorithme génétique.

Pour mesurer la pertinence de l'ensemble des paramètres retenu, nous avons classé différentes textures de l'album de Brodatz [1] par ordre de similarité. Nous avons ensuite utilisé ces attributs pour segmenter des images texturées.

2 Méthode développée

Nous modélisons tout d'abord la fonction d'autocovariance normalisée 1D obtenue à partir de la décomposition de Wold. Nous exploitons par la suite les paramètres du modèle défini, dans une phase de classification de textures.

2.1 Modélisation de la fonction d'autocovariance normalisée 1D d'une texture

La fonction d'autocovariance normalisée 1D d'une texture F est calculée à partir de celle en 2D :

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

où $\hat{C}_r = \{(i,j)/i \geq 0, \sqrt{i^2 + j^2} = r\}$ est l'ensemble des points sur le demi-cercle de rayon r (cf. FIG. 1) et $F\tilde{A}C$ est définie de la façon suivante :

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

où FAC est la fonction d'autocovariance normalisée 2D.

Le second terme de cette expression 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 $s^{(k)} = (s_x^{(k)}, s_y^{(k)})$.

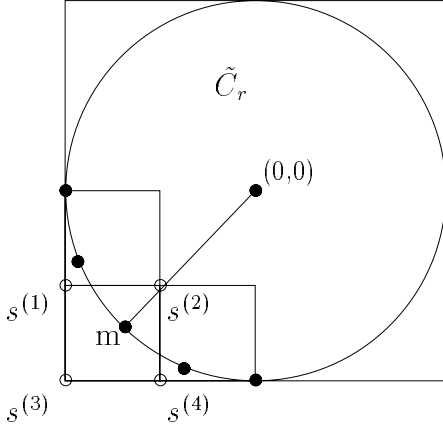


FIG. 1: Interpolation d'un point sur le demi-cercle \tilde{C}_r

La fonction F s'apparente à la fonction d'autocorrélation d'un signal 1D. Il est facile de montrer qu'elle est invariante par translation. L'étude de la fonction F permet en outre une analyse invariante par rotation de la texture considérée. Cette fonction est modélisée comme suit [7]:

$$\tilde{F}(r) = e^{-\alpha r} + \gamma \cdot e^{-\beta r} \cos(2\pi f r + \phi) + \delta + \epsilon(r) \quad (3)$$

Le terme $\epsilon(r)$ correspond à l'erreur de modélisation de la fonction d'autocovariance normalisée. Dans le cas d'un champ aléatoire, le second terme de cette expression doit être négligeable. Dans le cas harmonique, le coefficient β doit être proche de 0. Enfin, le cas évanescant est caractérisé par une valeur moyenne de $\beta > 0$. La taille du motif d'une texture 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 moyenne M du motif est approximée en considérant la distance pour laquelle $F(M)$ devient négligeable. La figure FIG. 3 montre l'invariance du modèle pour les deux textures de la figure FIG. 2 suivant 4 orientations.

Les paramètres du modèle sont obtenus par moindres carrés, c'est à dire en minimisant la fonctionnelle suivante :

$$\sum_{i=1}^{R_q} (F(r_i) - \tilde{F}(r_i))^2 \quad (4)$$

où R_q est le rayon maximal considéré et \tilde{F} le modèle de la fonction F .

Afin de déterminer les paramètres minimisant cette fonctionnelle, nous avons utilisé un algorithme génétique [6]. 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

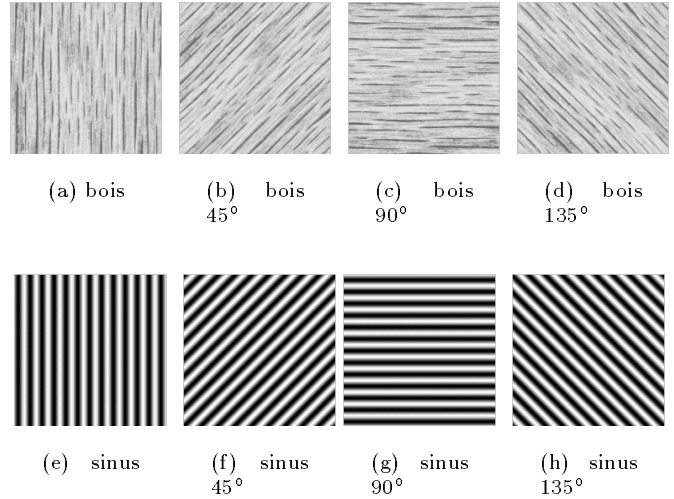
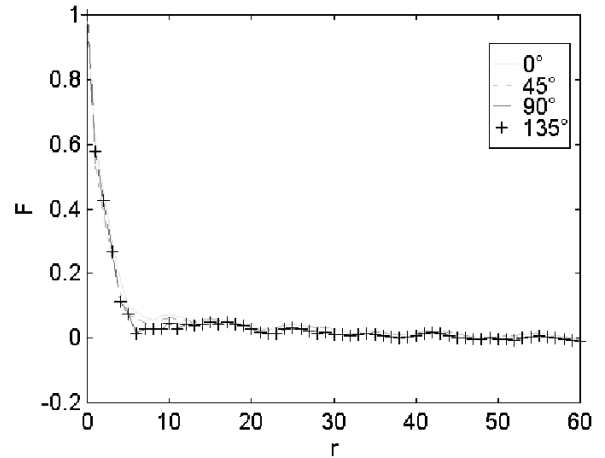
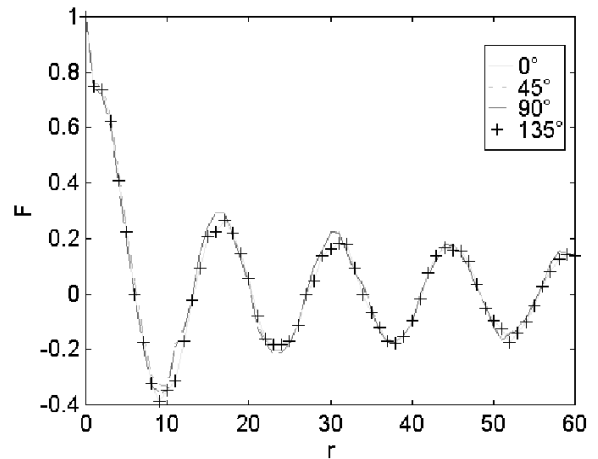


FIG. 2: 2 textures pour 4 orientations



(a) bois



(b) sinus

FIG. 3: Résultats de modélisation des textures de la figure FIG. 2

approches telles que le gradient conjugué ou le recuit simulé ne donneraient que des extrema locaux dans la plupart des cas [5].

2.2 Classification et segmentation de textures

Les paramètres du modèle définis en 2.1 permettent une meilleure description des textures en intégrant des informations sur la granularité et sur le caractère aléatoire ou déterministe d'une texture. Par contre, ils ne tiennent pas compte de la distribution des niveaux de gris. Pour pallier cet inconvénient, nous avons introduit des paramètres de la matrice de cooccurrence suivant les 4 orientations. Afin de mieux apprécier l'apport de l'ensemble des paramètres retenus, nous avons classé les 50 textures d'une mosaïque (cf. FIG. 4(a)) par ordre de similarité. Les résultats expérimentaux montrent l'efficacité de l'analyse de textures par l'ensemble des paramètres retenus.

Nous avons aussi utilisé l'ensemble de ces attributs en segmentation d'images texturées. L'affectation d'un pixel à une classe a été réalisée en utilisant l'algorithme classique "K-means". Les paramètres de la matrice de cooccurrence ont été utilisés dans la phase de segmentation où 5 régions ont été déterminées comme le montre la figure FIG. 5(b). Pour regrouper les textures indépendamment de leur orientation, nous avons calculé les paramètres du modèle proposé sur chacune des régions de l'image segmentée. Le résultat de classification de la figure FIG. 5(c) montre la bonne détermination du nombre de classes par les paramètres du modèle en tenant compte de l'invariance par rotation. Le calcul des attributs sur une fenêtre de taille 16×16 explique la non détection parfaite des frontières de régions de l'image. Une analyse plus fine autour de ces frontières permet de régler ce problème.

3 Conclusion

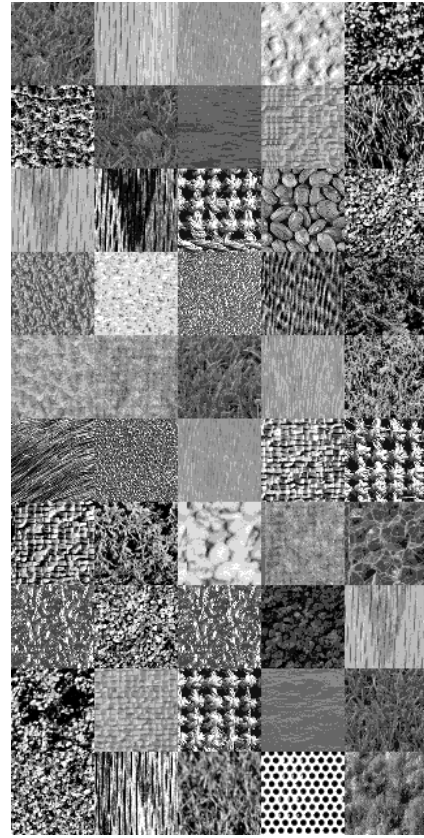
Nous avons proposé une méthode d'analyse de textures invariante par rotation permettant de mieux caractériser le type de texture (déterministe, aléatoire, fine, grossière...). Cette approche s'appuie d'une part, sur la modélisation de la fonction d'autocovariance normalisée 1D d'une texture et, d'autre part, sur les attributs de la matrice de cooccurrence.

Les résultats expérimentaux de segmentation et de classification montrent l'apport de l'utilisation des paramètres retenus.

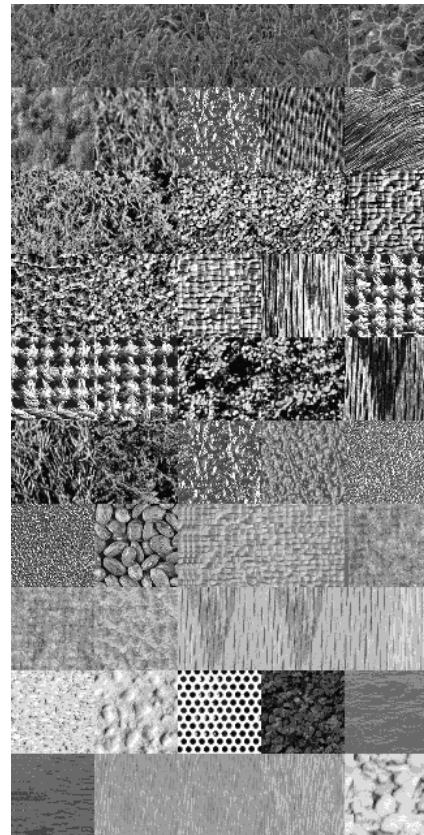
Cette étude a été menée grâce au soutien financier du Conseil Régional de Bretagne.

Références

- [1] P. Brodatz. *Textures: A Photographic Album for Artists and Designers*. Dover, New-York, 1956.



(a) mosaïque de textures



(b) classement par tous les paramètres

FIG. 4: Résultats de classement des textures de la mosaïque en combinant les différents attributs

- [2] J. Chen and A. Kundu. Rotation and gray scale transform invariant texture recognition using hidden markov model. In *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, volume 3, pages 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 wold-like decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 41:2665–2678, August 1993.
- [4] R.M. Haralick. Statistical and structural approaches to texture. In *proceedings of the IEEE*, volume 69, pages 786–804, May 1979.
- [5] 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.
- [6] C. R. Houck, J. A. Joines, and M. G. Kay. A genetic algorithm for function optimization: a matlab implementation. Technical Report 95-09, NCSU-IE, 1995.
- [7] C. Rosenberger, K. Chehdi, C. Cariou, and J. M. Ogier. Texture analysis of an image by using a rotation invariant model. In *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, PHOENIX, 1999.



(a) image originale



(b) image segmentée (attributs de la co-occurrence)



(c) Regroupement des régions de l'image segmentée par les paramètres du modèle

FIG. 5: Exemple de résultat de segmentation et de classification d'une image texturée par le modèle proposé