

RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE DE TEXTURE PAR ANALYSE FRACTALE

N. RICHARD, B. AUGEREAU, F. MARTIN, M. LEARD

IRCOM - SIC (URA CNRS n°356), Université de Poitiers,
40 avenue du recteur Pineau, F-86022 POITIERS CEDEX.
leard@hermes.univ-poitiers.fr

RESUME

L'intérêt d'une analyse fractale est d'être invariante aux transformations d'échelles, translations et rotations. Les informations communément extraites de ce type d'analyse sont la dimension et la lacunarité. Pour disposer d'un nombre de paramètres discriminants plus important, il est possible d'utiliser la signature fractale, qui est la variation locale de la mesure de la dimension fractale.

L'intérêt de la méthode présentée dans cet article réside dans une modélisation de la signature, les valeurs du modèle étant ensuite utilisées par un réseau de neurones pour séparer les textures en familles d'appartenance.

1. Introduction

Une texture peut être définie comme un ensemble de motifs de même nature répartis de façon aléatoire ou régulière sur une surface. Les différentes techniques d'analyse de textures vont s'attacher à les reconnaître sous certaines contraintes ou à déterminer les modifications leur ayant été appliquées. L'intérêt d'une approche fractale est liée à l'invariance de la mesure effectuée même après transformation de l'image initiale par translation, rotation ou changement d'échelle.

Le paramètre mesuré est la dimension fractale D , qui est fonction de la rugosité de la texture. Un autre paramètre communément utilisé en analyse fractale en complément du précédent est la lacunarité, qui représente la variance de la mesure de la dimension fractale. Cependant, dans la plupart des applications, ces 2 seuls paramètres ne sont pas suffisants pour différencier des textures naturelles.

Peleg a introduit dans le cadre d'une utilisation en classification, la signature fractale, qui par une analyse locale de la variation de D permet d'obtenir de meilleurs résultats en reconnaissance (PEL_84). Il utilise 48 paramètres pour représenter ces variables locales. Pour réduire le nombre de paramètres discriminants, nous avons choisi de modéliser cette signature.

L'évaluation de la méthode a été faite sur une banque de 16 photographies issues du Brodatz, chaque image étant partagée en 16 blocs de 256x256 pixels. Les textures utilisées sont identifiées par leur référence dans le Brodatz, soit d33, d22... (BRO_66).

ABSTRACT

The interest of fractal analysis is the invariancy of the measure to the scale transformations, translations and rotations. The usually extracted information from this kind of analysis are the dimension and the lacunarity. To have more parameters, it is possible to use the fractal signature, which is the local variation of the fractal dimension.

In this paper we present a method for automatic texture recognition by fractal analysis. The fractal signature of one texture is modeled; next the model parameters are used by a neural network to class this texture in a family affiliation.

Les photographies ont été choisies parmi 5 classes de textures: peaux de reptiles (d3, d10, d22, d35, d36), raphia (d55, d56, d81), galets (d27, d28, d30, d54), marbre (d58, d61, d63) et tissus (d11, d16, d17).

L'outil de classification utilisé est un réseau de neurones à apprentissage supervisé, qui doit séparer en classes les textures dont il reçoit les paramètres du modèle.

2. La mesure fractale

2.1 Variation de la mesure en fonction de l'échelle d'analyse

Pour un objet inclus dans un espace de dimension d , la dimension fractale D est un facteur lié à l'évolution d'une grandeur de mesure en fonction de l'échelle d'analyse, ce qui est exprimé par la loi de Richardson:

$$M(\epsilon) = K \cdot \epsilon^{d-D}$$

où $M(\epsilon)$ est la mesure à l'échelle ϵ , d la dimension topologique et D la dimension fractale

Dans le cas d'une texture, $M(\epsilon)$ est une mesure de surface, d vaut 2 et D est compris entre 2 et 3. Estimer D revient donc à étudier la variation de $M(\epsilon)$ en fonction de ϵ , ce qui dans un plan Log-Log revient à déterminer le coefficient directeur de la courbe $[\log(\epsilon), \log(M(\epsilon))]$.

De la théorie de la mesure de Hausdorff, on déduit la notion de dimension fractale, qui possède les mêmes propriétés d'invariance par transformations isométriques (translations ou rotations) ou similaires (changements d'échelles).



2.2 Estimation de la dimension fractale

La technique utilisée est celle du Covering Blanket, basée sur la dimension de Bouligand-Minkowski (DUB_89, PEL_90). La grandeur mesurée est un volume limité par une surface supérieure et une surface inférieure. La surface texturée S étant parcourue par une boule B_ε de rayon ε , centrée sur S , le volume $V(\varepsilon)$ est la réunion des boules B_ε .

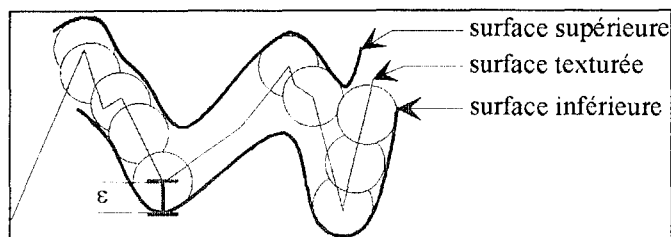


Figure 1: calcul du volume $V(\varepsilon)$

La dimension fractale D est donnée par:

$$D = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \left(d - \frac{\log(\text{Vol}_d(V(\varepsilon)))}{\log(\varepsilon)} \right)$$

où d est la dimension de l'espace d'analyse et Vol_d la mesure dans cet espace avec $V(\varepsilon) = \bigcup_{x \in S} B_\varepsilon(x)$

Dans la pratique, le volume $V(\varepsilon)$ est estimé en calculant les surfaces dilatées u_ε et érodées b_ε de la surface à l'ordre ε , définies comme suit:

$$u_\varepsilon(i, j) = \max \left\{ u_{\varepsilon-1}(i, j) + \alpha, \max_{(m,l) \in C1(i,j)} \{ u_{\varepsilon-1}(m, l) \} \right\}$$

$$b_\varepsilon(i, j) = \min \left\{ b_{\varepsilon-1}(i, j) - \alpha, \min_{(m,l) \in C1(i,j)} \{ b_{\varepsilon-1}(m, l) \} \right\}$$

où $C1(i,j)$ est l'ensemble des points (m,l) tels que $|m-i| \leq 1, |l-j| \leq 1$

Le paramètre α utilisé pour le calcul des érodés et dilatés permet d'assurer l'épaississement constant du volume même lorsque l'image est un plan. Ce paramètre est donc fonction de la définition de l'image.

Deux implémentations sont possibles ; la première appelée *méthode des volumes* évalue les variations du volume généré $V(\varepsilon)$ dans un espace de dimension 3 ; la seconde appelée *méthode des surfaces* évalue les variations de la surface médiane $S(\varepsilon)$ aux érodés et aux dilatés du volume $V(\varepsilon)$ dans un espace de dimension 2, avec:

$$\text{Vol}(V(\varepsilon)) = V(\varepsilon)/2 \quad \text{et} \quad S(\varepsilon) = \frac{V(\varepsilon) - V(\varepsilon-1)}{2},$$

en posant $V(\varepsilon) = \sum_{i,j} (u_\varepsilon(i, j) - b_\varepsilon(i, j))$

Dans le cas d'une texture fractale synthétique, les points de la courbe $M(\varepsilon) = f(\varepsilon)$ forment une droite dans le plan Log-Log. Pour des textures naturelles, la courbe obtenue est difficilement assimilable à une droite (figure 2). Malgré cela, il est possible d'estimer une dimension fractale au sens des moindres carrés. On obtient ainsi une dimension de 2.73 pour la texture d36 (peau de serpent) et une dimension de 2.76 pour la texture d58 (marbre).

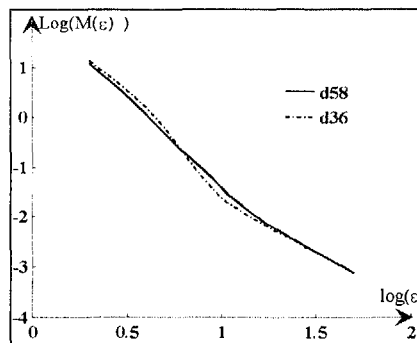


Figure 2: Variation de la mesure en fonction de l'échelle d'analyse pour les textures d36 et d58

2.3 La signature fractale

La signature fractale $s(\varepsilon)$ représente les variations locales de la mesure en fonction de l'échelle d'analyse (PEL_84). Elle est définie par le coefficient directeur de la droite passant au mieux par les points: $p_{\varepsilon-1}, p_\varepsilon, p_{\varepsilon+1}$ avec: $p_\varepsilon = [\log(\varepsilon), \log(M(\varepsilon))]$

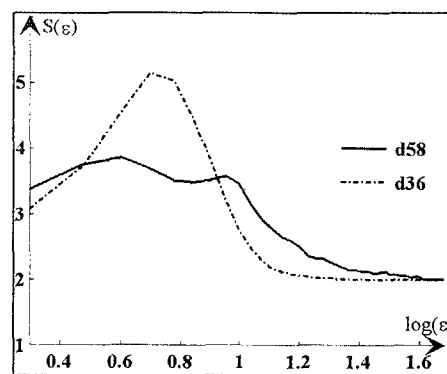


Figure 3: Signature fractale des texture d36 et d58 (mesure par la méthode des surfaces)

La valeur de la signature fractale pour un ε donné est fonction du nombre de détails perdus à cette échelle d'analyse par les érosions et dilatations successives. Cette valeur est donc proportionnelle au nombre d'éléments de taille ε contenus dans l'image.

Pour des valeurs de ε très supérieures à la taille moyenne des éléments de la texture, la rugosité de la surface n'est plus perceptible. La texture est alors assimilée à un plan et sa dimension converge vers 2.

L'inconvénient d'une telle approche est de perdre l'invariance par homothétie puisque le résultat obtenu est lié à une échelle d'analyse. Par contre, l'invariance par transformation isométrique est toujours conservée. La signature fractale d'une même image prise à 2 échelles différentes sera décalée. Partant d'une image I , dont la taille moyenne des motifs est de Φ_M , la valeur maximum de la signature sera atteinte pour $\varepsilon \cong \Phi_M$. Après une transformation d'échelle de valeur α , la taille moyenne des éléments sera $\alpha\Phi_M$, le maximum étant décalé de $\log(\alpha)$ par rapport à la signature originale.

La figure 3 présente la signature de 3 images de textures de peaux de serpent. La texture d35 est définie avec un facteur d'échelle double de celui de d36 ; d36_z est une texture photographiée avec une focale plus grande.

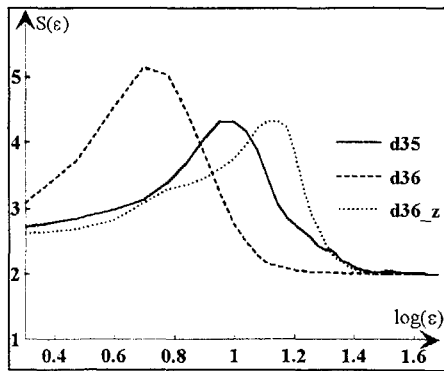


Figure 4: Signature fractale pour des textures prises à différentes échelles

Pour ces 3, images les coordonnées des maximums de chaque signature ont été regroupées dans le tableau suivant. Le décalage entre la courbe correspondant à d35 et celle de d36 correspond comme attendu à un gain de 2, alors qu'il est de 3 entre d35 et d36, valeur confirmée par une analyse manuelle des textures.

texture	log(ε)	gain d35 → dxx	gain d36_z → dxx
d35	0.9030	-	2
d36	0.6020	0.5	-
d36_z	1.0791	1.5	3

2.4 La modélisation

Dans ses essais de caractérisation, PELEG conservait les 48 premiers éléments de la signature pour calculer une distance entre 2 signatures de textures. Nous avons choisi de modéliser cette signature pour réduire le nombre de paramètres. Compte tenu de la spécificité de la courbe, la méthode de modélisation par les moments temporels donne les meilleurs résultats.

Les moments temporels d'une fonction $f(t)$ continue à support borné sont définis par:

$$A_n(f(t)) = \int_0^{\infty} \frac{t^n}{n!} f(t) dt$$

où $A_n(f)$ est le moment d'ordre n de la fonction f .

L'utilisation de cette méthode impose une convergence vers 0 lorsque t tend vers l'infini, ceci peut être obtenu simplement par un changement d'origine de la signature. Le tableau suivant montre les 5 premiers moments des signatures fractales D36 et D58.

texture	mom0	mom1	mom2	mom 3	mom 4
36	19.09	90.76	300.79	884.95	2 644
58	22.29	199.09	1499.25	10045	61008

valeur des 5 premiers moments de la signature fractale des textures D22 et D58

2.5 Remarques

L'évaluation de ces méthodes de modélisation ne peut se faire qu'à l'aide de surfaces de dimension fractale connue. Une première analyse des méthodes classiques de mesure des dimensions fractales montre une perte de dynamique. Ces erreurs ont 2 origines potentielles: l'échantillonnage de surfaces continues et la numérisation d'outils de mesures définis dans des domaines continus. (HUA_94).

Des travaux en cours ont pour but d'évaluer l'erreur commise en fonction de la taille de la fenêtre d'analyse, de la dimension fractale de l'image initiale, du bruit ou du générateur. L'objectif est de pouvoir apporter un facteur de correction à la mesure effectuée pour en accroître l'intérêt, ce qui aurait pour conséquence soit d'améliorer la qualité de la mesure pour une taille de fenêtre donnée, soit pour une précision fixée a priori de réduire la taille de la fenêtre d'étude afin de diminuer le coût calcul.

3. La classification par réseau de neurones

Pour la reconnaissance, nous utilisons comme classifieur un perceptron multicouches obtenu par fusion de cinq réseaux spécialisés. Chacun des réseaux élémentaires est lui-même un classifieur dédié à la discrimination d'une classe vis à vis de la réunion des autres classes. L'apprentissage séparé utilise un algorithme de rétropropagation contrainte BP-λL (AUG 94) suivi d'un élagage de l'architecture initiale afin de se préserver d'éventuels phénomènes de sur-apprentissage. La solution adoptée pour résoudre le problème posé par l'ordre de grandeur des données brutes est une normalisation affine de chaque moment déterminée sur l'ensemble d'apprentissage et appliquée par la suite aux éléments du test de généralisation.

4. Résultats

4.1 Le système de prise de vue

La numérisation est effectuée sur 256 niveaux de gris. Le système de prise de vue est constitué d'une carte Matrox Pip 1024 et d'une caméra CCD (objectif 50mm et bague de 0.5mm), piloté par un compatible PC. Les algorithmes de calcul sont testés sous MATLAB.

4.2 Les signatures fractales des différentes familles

Les signatures fractales sont caractéristiques des familles étudiées (figure 5), ce qui n'exclut pas qu'à l'intérieur de chaque famille une ou plusieurs images puissent être très dissemblables. C'est le cas notamment pour les images de galets sur une plage, ou celles des marbres.

4.3 Les moments moyens de chaque famille

Le tableau suivant présente les 4 premiers moments moyen de chaque famille de textures utilisées. Ces moyennes sont calculées pour chaque photo à partir des blocs images tirés de celles-ci. Les résultats du tableau laissent entrevoir des difficultés concernant la discrimination des textures appartenant aux familles des tissus, peaux de reptiles et raphias, dont les valeurs moyennes des moments sont de même grandeur.

famille	mom 0	mom 1	mom 2	mom 3
peau de reptiles	20.92	142.71	773	4136
tissus	20.94	183.48	1353	8737
galets	31.91	478.29	4799	38288
raphias	22.66	190.01	1221	6807
marbre	30.19	524.38	6506	64661

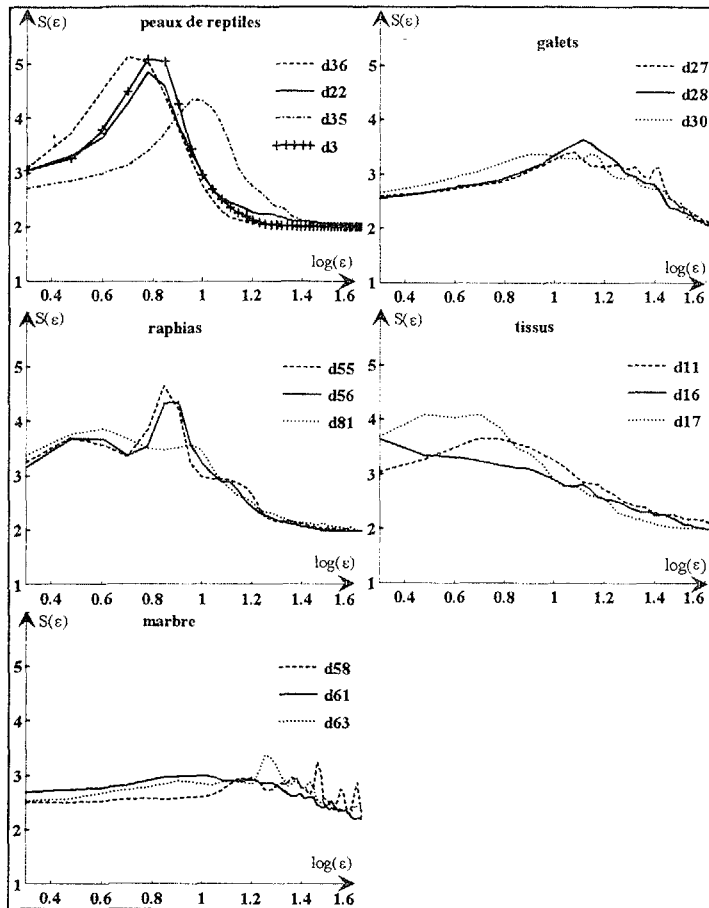


Figure 5: signatures caractéristiques des familles de textures étudiées

4.4 Les résultats de la classification

Une cinquantaine de signatures ont été choisies comme échantillons représentatifs de leurs familles d'appartenance. Les moments de ces signatures ont ensuite été utilisés pour la phase d'apprentissage du réseau. Le reste des échantillons a servi à l'évaluation des performances du système. Les résultats donnent un taux moyen de reconnaissance d'environ 80%.

Une première constatation porte sur le rôle primordial de la composition de l'ensemble d'apprentissage. La classification naturelle assimile à une même classe des textures parfois sensiblement éloignées, notamment pour les marbres. Des différences existent également entre les différents blocs de certaines textures (d54 et d30), générant ainsi des problèmes de reconnaissance.

5. Conclusion

Les algorithmes de mise en oeuvre de la méthode sont facilement implantables sur un calculateur spécialisé grâce à l'utilisation d'opérateurs morphologiques élémentaires que sont les érosions et dilatations, ce qui autorise l'utilisation de cet outil de classification au sein d'une application temps réel.

La limite de cette méthode est celle de la définition d'une texture, c'est à dire définir les frontières au delà desquelles les motifs sont des formes et en deçà desquelles ils ne sont plus perceptibles. Dans le cas où la taille des éléments de l'image est trop faible ou trop importante pour en faire une image texturée utilisable, la signature fractale perd sa forme caractéristique. Cependant, l'information apportée par la signature peut permettre d'estimer la valeur de la transformation d'échelle à opérer pour retrouver la texture initiale. L'intérêt d'une analyse fractale réside dans l'invariance des mesures après transformation de l'image initiale. La méthode présentée ici conserve cette caractéristique, avec un traitement particulier pour les transformations d'échelles.

Bibliographie:

- [AUG_94], B. AUGEREAU, T. SIMON, J. BERNARD, B. HEIT, "L'algorithme BP- λ L. une rétropropagation performante basée sur une mesure de la stabilité de l'apprentissage". Neuronimes 94, Marseille, décembre 94
- [BRO_66], P. BRODATZ, " -Textures-, a photographic album for artist and designers", Dover Publications Inc., 1966
- [DUB_89], B. DUBUC, S.W. ZUCKER, C. TRICOT, J.F. QUINIOU, D. WHEBI, "Evaluating the fractal dimension of surface", Proc. R. Soc. London, A425, pp .113-127, décembre 1989
- [HUA_94], Q. HUANG, J.R. LORCH, R.C. DUBES, "Can the fractal dimension of images be measured ?", Pattern Recognition, Pergamon Press, Vol 27, N°3, pp .339-349, mars 1994
- [PEL_84], S. PELEG, J. NAOR, R. HARTLEY, D. AVNIR, "Multiple resolution texture analysis and classification", IEEE, PAMI-6, pp .518-523, juillet 1984
- [PEL_90], T. PELI, "Multiscale fractal theory and object characterization", Journal of Optical Society of America, Vol 7, N°6, pp .1101-1112, juin 1990