

CLASSEMENT ET INDEXATION DES PIERRES ORNEMENTALES PAR UNE DESCRIPTION COMPACTE COULEUR - TEXTURE

C. Vertan C. Fernandez-Maloigne N. Richard M. C. Larabi

IRCOM-SIC - Université de Poitiers
Bat. SP2MI, Bd. Marie et Pierre Curie, Téléport 2 - BP 179
86960 FUTUROSCOPE Cedex - France
{vertan, fernandez, richard, larabi}@sic.sp2mi.univ-poitiers.fr

Résumé

La matrice des longueurs de plage (MLDP) est un descripteur statistique classique de l'image, qui a surtout été utilisé pour la reconnaissance des textures. Cette contribution propose l'utilisation de nouveaux descripteurs statistiques de type entropique issus de la MLDP pour la caractérisation compacte de la surface des pierres ornementales. L'approche est supérieure en performance de classification et indexation et en temps de calcul aux approches classiques.

Mots Clef

matrice de longueur de plages, description de texture, reconnaissance de texture, indexation de texture.

1 Introduction

L'analyse et la recherche par le contenu des documents visuels sont devenus des domaines de recherche en pleine expansion et très médiatisés et médiatiques (à voir, comme exemple, IBM qui utilise son système QBIC pour le musée de l'Hermitage en Russie, ou LookThatUp qui ajoute la recherche par similarité visuelle sur le site d'enchères iBazar). Les techniques de description d'images peuvent être utilisées aussi bien dans le cas des images généralistes que dans le cas des images particulières. Dans cet article on va s'intéresser plus précisément à l'application d'un schéma de description compacte, issu de la description par longueurs de plages des images, pour des textures couleur, représentant la surface de pierres ornementales.

2 La matrice de longueurs de plages

Une plage est un ensemble de pixels connexes de même valeur, orienté selon une direction imposée. La MLDP regroupe, pour une région spécifiée de l'image, le nombre de plages ayant chaque longueur et valeur (selon la quantification appliquée) possibles. La matrice des longueurs de plage (MLDP) regroupe donc le nombre de pixels successifs, sur une direction imposée, ayant une même couleur [5], [2]. L'introduction initiale des MLDP a été faite pour des niveaux de gris, mais nous pouvons considérer les niveaux de gris comme des couleurs de saturation nulle. D'habitude on ne considère que les

directions essentielles (verticale, horizontale et les deux diagonales principales), pour des raisons de simplicité d'implémentation. Le calcul des LDP est fait pour toutes les couleurs de l'image ; aussi il faut souvent envisager une quantification (adaptative, si possible) des couleurs, pour réduire leur nombre à des limites raisonnables.

2.1 Les paramètres classiques

Pour la description statistique de la texture, les valeurs de la MDLP sont combinées dans des descripteurs généralistes, qui relèvent des attributs statistiques [5], [2]. Si on note par N_{iz} le nombre total de plages (exprimé par l'équation (1)) et par N_{reg} le nombre de pixels dans la région d'analyse de l'image, les descripteurs des LDP sont $RF1$ à $RF5$ (proportion des petites plages (2), proportion des longues plages (3), hétérogénéité de couleur (4), hétérogénéité des plages (5) et proportion des plages (6)), définis initialement par Galloway [5], par :

$$N_{iz} = \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_{\theta}} M_{\theta}(\mathbf{a}, b) \quad (1)$$

$$RF1 = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_{\theta}} \frac{M_{\theta}(\mathbf{a}, b)}{b^2} \quad (2)$$

$$RF2 = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_{\theta}} b^2 M_{\theta}(\mathbf{a}, b) \quad (3)$$

$$RF3 = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{a=0}^{L-1} \left(\sum_{b=1}^{n_{\theta}} M_{\theta}(\mathbf{a}, b) \right)^2 \quad (4)$$

$$RF4 = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{b=1}^{n_{\theta}} \left(\sum_{a=0}^{L-1} M_{\theta}(\mathbf{a}, b) \right)^2 \quad (5)$$

$$RF5 = \frac{N_{iz}}{N_{reg}} \quad (6)$$

Une première extension de l'ensemble de descripteur de Galloway a été proposée par Chu et al [1], en rajoutant des paramètres (LGRE (7) et HGRE (8)) de mesure de la proportion des valeurs faibles et, respectivement importantes. Il est évident que ces paramètres sont issus

d'un symétrisation des paramètres correspondants pour les longueurs de plages, RF1 et RF2.

$$LGRE = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{b=1}^{n_\theta} \sum_{a=0}^{L-1} \frac{M_\theta(\mathbf{a}, b)}{\mathbf{a}^2} \quad (7)$$

$$HGRE = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{b=1}^{n_\theta} \sum_{a=0}^{L-1} \mathbf{a}^2 M_\theta(\mathbf{a}, b) \quad (8)$$

D'ailleurs, le principe d'introduction des paramètres RF1, RF2, HGRE et LGRE est de pondérer le nombre de plages d'une certaine valeur et longueur, $M_\theta(\mathbf{a}, b)$, par un poids qui dépend directement (ou par l'inverse) du carré de la mesure d'intérêt. Une nouvelle extension de l'ensemble de paramètres est proposée par Dasarathy et Holder [3], en combinant une pondération pour les longueurs et une pondération pour les valeurs ; les paramètres sont exprimés dans les équations (9) – (12).

$$LRHGE = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_\theta} \mathbf{a}^2 b^2 M_\theta(\mathbf{a}, b) \quad (9)$$

$$LRLGE = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_\theta} \frac{b^2}{\mathbf{a}^2} M_\theta(\mathbf{a}, b) \quad (10)$$

$$SRHGE = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_\theta} \frac{\mathbf{a}^2}{b^2} M_\theta(\mathbf{a}, b) \quad (11)$$

$$SRLGE = \frac{1}{N_{iz}} \sum_{a=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_\theta} \frac{1}{\mathbf{a}^2 b^2} M_\theta(\mathbf{a}, b) \quad (12)$$

2.2 Une interprétation statistique des paramètres de la MLDP

Bien que la description d'une région de l'image se revendique de la description statistique, la forme de présentation de la MLDP et des paramètres qui y ressortent (2) – (12) n'en ressemble pas trop à des statistiques.

Au début, le champ aléatoire « région de l'image » est formé par des pixels (qui peuvent être vus comme des plages non-agrégées, de longueur unitaire), caractérisés par leur valeur (variable aléatoire). La contrainte spatiale de définition d'une plage fait apparaître une caractérisation du même champ aléatoire par une paire de variable aléatoires : la valeur des plages et la longueur de plages. La MLDP regroupe donc la fonction de densité de probabilité de l'ensemble de variables aléatoires valeur - longueur. La probabilité d'apparition d'une plage ayant une certaine valeur \mathbf{a} et une certaine longueur b est donnée par

$$P_\theta(\mathbf{a}, b) = M_\theta(\mathbf{a}, b) / N_{iz} \quad (13)$$

Les fonction de densité de probabilité marginale de chaque variable aléatoire peuvent être facilement déduits par :

$$P_\theta(b) = \sum_{\mathbf{a}=0}^{L-1} P_\theta(\mathbf{a}, b) \quad (14)$$

$$P_\theta(\mathbf{a}) = \sum_{b=1}^{n_\theta} P_\theta(\mathbf{a}, b) \quad (15)$$

Si on re-écrit les expressions des paramètres selon les probabilités, on obtient, par exemple pour RF2 (3) :

$$RF2 = \sum_{b=1}^{n_\theta} b^2 P_\theta(b) = \overline{b^2} \quad (16)$$

Maintenant on peut facilement reconnaître la forme du moment statistique de deuxième ordre (moyenne quadratique) de la distribution marginale des longueurs de plages. De même, HGRE (8) est donc la moyenne quadratique de la distribution marginale des valeurs des plages. Alors, RF1 et LGRE serait des moments statistiques d'ordre -2 (qui, d'ailleurs, ne peuvent pas être issus de la fonction génératrice de moments d'une distribution). On peut aussi démontrer facilement que RF5 (6) est l'inverse de la longueur moyenne des plages :

$$RF5 = 1/\bar{b} \quad (17)$$

Les paramètres proposés par Dasarathy et Holder [3] (9)-(12), sont des mesures de l'interaction entre les variables aléatoires valeur et longueur, exprimés par des moments d'ordre 2 et -2 de la distribution de deux variables aléatoires (plutôt en généralisant RF1, RF2, HGRE et LGRE).

2.3 Quelques commentaires

Il nous semble que la liste des paramètres présentés est presque exhaustive, d'ailleurs, les mêmes sont présentés par Tang [10]. Ce qu'on peut remarquer est le fait que les paramètres ont été clairement introduits dans une manière expérimentale, sans un authentique appui statistique. Evidemment, il n'y en a pas des règles qui permettent de choisir un bon paramètre pour synthétiser la MLDP (c'est d'ailleurs la raison pour laquelle Tang [10] propose d'extraire des paramètres directement à partir de la MLDP, par une analyse en composantes principales).

Essentiellement, la MLDP et les paramètres qui y dérivent, sont utilisées pour la description des textures. La perception de la texture est bien séparée de la perception de la couleur (ou du niveau de gris) [9] et des propriétés d'invariance des paramètres de description par rapport à certaines modifications des conditions de perception (notamment la modification de l'illumination) sont bien désirables. Une telle invariance ne peut pas être obtenue que par l'utilisation des moments statistiques centrés, tels que la variance. De plus, il faut considérer l'observation de [9] : dans le cas d'une texture couleurs, les attributs de texture sont calculés à partir d'une image de scalaires associés aux couleurs. Il n'est donc pas nécessaire

d'associer aux couleurs leur luminance ou une autre caractéristique physique relevante. Cette observation impose la contrainte d'invariance des paramètres par rapport à une permutation quelconque des valeurs des pixels de l'image (et implicitement des valeurs \mathbf{a} des plages).

3 Un paramétrage compact de la MLDP

On peut facilement proposer un ensemble minimal de paramètres issus de la MLDP qui ont les propriétés déjà requises de correspondance statistique, normalisation et invariance aux changements de l'illumination. On va donc reprendre la proportion des plages RF5 (l'inverse de la longueur moyenne des plages) et la dispersion des longueurs de plages σ_b , normalisées par la dimension maximale possible des plages sur l'orientation imposée comme caractéristiques de la distribution marginale des longueurs de plages. On va choisir la dispersion des valeurs des plages σ_a , normalisée par la valeur maximale possible comme caractéristique de la distribution marginale des valeurs des plages. L'ensemble de variables aléatoires longueur et valeur des plages est caractérisé par le coefficient de corrélation entre les deux variables aléatoires ρ_{ab} (moment statistique centré d'ordre 1 et 1, normalisé par les dispersions des variables aléatoires).

3.1 Les mesures entropiques

Une mesure avec un puissant contenu statistique et informationnel est l'entropie. Pour un champ complet d'événements, l'entropie exprime l'information (ou l'incertitude) moyenne qui lui est associé. A partir de la MLDP on peut considérer trois champs complets d'événements, dont les événements individuels sont représentés par l'apparition dans l'image d'une plage d'une certaine valeur, d'une plage d'une certaine longueur et d'une plage d'une certaine valeur et longueur. On peut donc introduire trois entropies : l'entropie des champs réunis des valeurs et longueurs, H_{ab} (18), l'entropie du champ des valeurs, H_a (19) et l'entropie du champ de longueurs, H_b (20) :

$$H_{ab} = - \sum_{\mathbf{a}=0}^{L-1} \sum_{b=1}^{n_0} P_{\theta}(\mathbf{a}, b) \log P_{\theta}(\mathbf{a}, b) \quad (18)$$

$$H_a = - \sum_{\mathbf{a}=0}^{L-1} P_{\theta}(\mathbf{a}) \log P_{\theta}(\mathbf{a}) \quad (19)$$

$$H_b = - \sum_{b=1}^{n_0} P_{\theta}(b) \log P_{\theta}(b) \quad (20)$$

La normalisation des entropies est simple, en mesurant l'efficacité informationnelle du champ d'événements: le rapport entre l'entropie et l'entropie maximale correspondant aux champs d'événements équiprobables.

3.2 Les mesures de «déformation»

La contrainte spatiale de connexité de pixels d'une même valeur, qui caractérise les plages, est celle qui modifie la distribution des valeurs des unités de base de l'image (pixels et plages). Le processus de formation de plages peut être considéré donc comme la « déformation » de la distribution initiale de valeurs de l'image (mesuré par l'histogramme de l'image) vers la distribution (marginale) des valeurs des plages. La différence (D) entre les deux distributions (ou la puissance de la « déformation ») peut être mesuré selon plusieurs principes.

Si on note par $h(\mathbf{a})$ la probabilité d'apparition de la valeur \mathbf{a} dans l'image, et par H l'entropie du champ d'événements aléatoires associés, la « déformation » est mesurée par l'écart des deux distributions. L'approche la plus simple et classique serait donc d'utiliser une métrique de type Lp . Autrement, on peut envisager de mesurer la déformation de la distribution par la différence entre les entropies (21) :

$$D = H - H_a \quad (21)$$

4 Expérimentation

Par ailleurs, la très actuelle recherche sur l'indexation d'image par le contenu peut être considérée comme un problème de reconnaissance de formes, puisqu'il compare des entités qui sont similaires, mais pas identiques. Cette comparaison s'appuie souvent sur une description statistique des images. Cette description repose en général sur l'estimation des distributions de certains attributs des pixels – couleur, niveau de gris ou autre. Dans le cas des textures, vues comme processus stochastiques, la description sera plus précise si l'on prend en compte l'information spatiale par des distributions d'ordre supérieur. La matrice de cooccurrence [6], [2], la matrice de cooccurrence généralisée [2], le corrélogramme [7] et la matrice de longueurs de plages [5], [2] correspondent à de telles distributions. Leur utilisation s'étend de la description de texture par des paramètres statistiques de type moments à l'indexation des bases d'images couleurs généralistes.

Notre système d'indexation s'appuie sur deux bases d'expérimentation, contenant des images de texture de surface de pierres ornementales, avec vérité terrain (les images des bases étant groupées en classes d'images similaires). Les deux bases spécialisées sont donc: Pierres Pau - 8 classes de textures couleurs, représentant la surface de pierres ornementales de l'Ecole de Mines de Pau [4] (marbre, granit noir, granit rose, buxy, cassis, coriol, bresil, tavel), de taille 64 x 64 pixels ; chaque classe est composée de 20 images (pour un total de 160 images) et Pierres ornementales : 140 classes de textures couleurs, représentant la surface de pierres ornementales de différente couleur et nature (marbre, granit, travertin, calcaire), extraite du site de présentation de Marble and

Granite Inc [8], de taille 128 x 128 pixels ; chaque classe est composée de 10 images (pour un total de 1400 images).

Le vecteur de description de texture qu'on propose est formé par la couleur moyenne, la saturation moyenne, la proportion de plages $RF5$ (6), l'entropie des longueurs de plages H_b (20) et la déformation entropique du champs de valeurs D (21), déduits à partir des MLDP de directions horizontale et verticale, soit 10 composantes. La comparaison est faite par rapport aux caractéristiques « classiques » de la MLDP (Galloway (2) - (6) et Dasarathy (9) - (12)) pour les même deux orientations, augmentées toujours par la couleur moyenne et la saturation, soit 22 composantes.

La performance de description des paramètres proposés est évaluée par des mesures typiques pour les systèmes de recherche : la précision et le rappel [4], [9]. La précision est la proportion d'images pertinentes parmi les premières images retournées par le système; le rappel est la proportion d'images pertinentes retournées par le système parmi toutes les images pertinentes existantes. La précision et le rappel peuvent être représentés sur une même courbe. Une meilleure description des images se traduit par des valeurs supérieures de la précision et du rappel, et donc par le placement plus élevé de la courbe correspondante. En plus de la performance de l'indexation, nous mesurons aussi une performance « classique » de bonne classification de chaque image par le pourcentage de bonne reconnaissance selon la règle des k plus proches voisins ($k = 1, 3, 5, 7$). Les tableau 1 présente les performances de classification pour la base pierres ornementales ; la figure 1 présente les courbes précision - rappel pour l'indexation de la même base d'images.

Tableau 1: Pourcentage de bonne classification [%] pour la base « pierres ornementales »; la MLDP est calculée avec une quantification fixe en 216 couleurs.

	1-NN	3-NN	5-NN	7-NN
Galloway & Dasarathy descripteur	95.79	90.43	85.29	80.79
proposé	97.00	93.43	89.86	85.64

5 Conclusions

On peut donc conclure que les descripteurs entropiques de texture, définis sur une image de scalaires (associés aux couleurs originales, et pas nécessairement par la luminance), forment avec la couleur moyenne de l'image, un descripteur très puissant pour la reconnaissance des textures couleurs de type pierre ornementale. Des expériences sont en cours pour tester la validation croisée avec d'autres modèles de pierres ornementales et pour étudier la possibilité de retrouver le type de surface (marbre, granit, etc...). Il nous semble que la nature très

compacte du descripteur proposé est particulièrement intéressante pour des implémentations industrielles « on-line ».

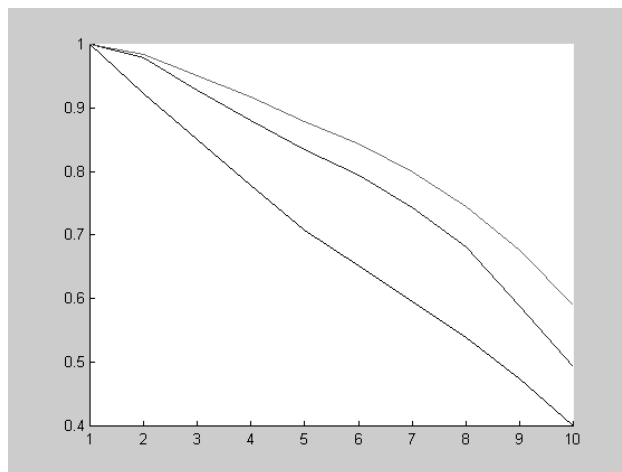


Fig. 1 : Courbes précision – rappel pour l'indexation de la base « pierres ornementales » par couleur moyenne et saturation (ligne noire inférieure), couleur, saturation et descripteurs de Galloway (ligne bleue médiane) et couleur, saturation et descripteurs entropiques (ligne magenta supérieure).

Bibliographie

- [1] A. Chu, C. M. Sehgal, J. F. Greenleaf, Use of Gray Level Distribution of Run Lengths for Texture Analysis, *Pattern Recognition Letters*, vol. 11, pp. 415-420, 1990.
- [2] Cocquerez J. P., Philipp S. (coord.), *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Masson, Paris, 1995.
- [3] B. R. Dasarathy, E. B. Holder, Image Characterizations based on Joint Gray-level Run-length Distributions, *Pattern Recognition Letters*, vol. 12, pp. 497-502, 1991.
- [4] C. Fernandez-Maloigne, N. Richard, C. M. Larabi, D. Lafon, Content-based Indexing with Colour Texture Descriptors for Decorative Stone Classification, dans les Actes de QCAV 2001, Le Creusot, France, 2001.
- [5] M. M. Galloway, Texture Analysis using Graylevel Runlengths, *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 4, pp. 172-179, 1975.
- [6] R. M. Haralick, Statistical and Structural Approaches to Texture, *Proc. of IEEE*, vol. 67, no. 5, pp. 786-804, 1979.
- [7] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, W. J. Zhu, G. Pass, Image Indexing using Correlograms, dans les Actes de IEEE CVPR '97, Puerto-Rico, Etats-Unis, 1997.
- [8] Marble and Granite Inc., <http://www.marbleandgranite.com>
- [9] A. Mojsilovic, J. Kovacevic, J. Hu, R. Safranek, K. Ganapathy, The Vocabulary and Grammar of Color Patterns, *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 9, no. 3, pp. 417-431, 2000.
- [10] X. Tang, Texture Information in Run-Length Matrices, *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 7, no. 11, pp. 1602-1609, 1998.