

Histogram Characterization of Colored Textures Using One-Dimensional Moments and Chromaticity Diagram

Jacques Brochard

Majdi Khoudeir

IRCOM-SIC, UMR-CNRS 6615
SP2MI, Bvd M. et P. Curie – BP 30179
86962 Futuroscope Cedex, France
Email brochard@sic.sp2mi.univ-poitiers.fr

Abstract

We develop a new histogram characterization method of colored textures, in order to recognize and classify them. This approach is simultaneously based on the use of the chromaticity diagram and the one-dimensional geometric moments. In the chromaticity diagram, we calculate the 1D distribution of wavelengths and purity factors. Then, color signature of image is done by means of 1D geometric moments computed on these two histograms and on gray-level one. Texture classification with images of database "marbleandgranite.com" is performed and confirms the validity of this approach.

Résumé

Nous développons une nouvelle méthode de caractérisation d'histogrammes de textures colorées, dans un but de reconnaissance et de classification. Cette approche est basée à la fois sur l'usage du diagramme de chromaticité et des moments géométriques mono dimensionnels. Dans ce digramme de chromaticité, nous commençons par déterminer la distribution des longueurs d'onde dominantes ainsi que celle des facteurs de pureté. Nous déterminons ensuite une signature couleur de cette image en calculant les premiers moments des deux histogrammes précédents ainsi que ceux des niveaux de gris. Cette approche est validée expérimentalement par une procédure de classification sur des images de la base database "marbleandgranite.com".

1 Introduction

En analyse d'images, la couleur et la texture sont deux attributs largement exploités, notamment dans un but de classification ou de recherche performante d'images texturées dans une base d'images. De nombreuses méthodes existent pour extraire des signatures couleur. Parmi celles-ci, nous pouvons citer les méthodes basées sur la modélisation d'histogrammes [1, 12], sur la corrélation d'ondelettes [14], sur les matrices de cooccurrence [5, 6], sur les moments couleur [7, 9, 10] et bien d'autres (champs de Markov [8], vecteurs de cohérence couleur [11], corrélogramme couleur [4]...). Nous proposons dans cet article une méthode de caractérisation d'histogrammes de textures aléatoires

colorées, dans un objectif de reconnaissance et de classification. Cette approche est basée à la fois sur l'exploitation du diagramme de chromaticité et sur l'usage des moments géométriques [3, 13]. Dans l'espace couleur XYZ, à chaque pixel image correspond un couple de valeur (x,y) de l'espace chromatique dans lequel une couleur est caractérisée par sa longueur d'onde λ et son facteur de pureté p . Pour une image donnée, nous pouvons donc établir les distributions 1D des longueurs d'onde d'une part, et du facteur de pureté d'autre part. Nous déterminons la signature couleur de cette image au moyen des moments géométriques 1D calculés sur ces deux histogrammes. Le choix de ces moments est justifié par le fait qu'ils caractérisent efficacement à la fois la position et l'amplitude des modes principaux de ces histogrammes. Leur mise en œuvre permet d'éviter une modélisation basée sur l'usage de mélange de distributions de gaussiennes [1]. En outre, pour tenir compte de l'énergie attachée à chaque pixel, nous calculons aussi les moments de l'histogramme des niveaux de gris de l'image texturée étudiée. Une classification de textures issues de la base de données "marbleandgranite.com" [15] vient confirmer la pertinence de cette méthode.

2 Etude théorique

2.1 Les moments monodimensionnels (1D)

Soit $f(x)$ la densité de probabilité associée à la variable aléatoire X , continue par morceaux sur l'intervalle $]-\infty, +\infty[$. Les moments statistiques d'ordre n de $f(x)$ sont alors définis par :

$$E(X^n) = \int_{-\infty}^{+\infty} x^n f(x) dx \quad (1)$$

Dans le cas général où la fonction $f(x)$ représente l'évolution d'une grandeur non nécessairement aléatoire, cette définition peut être conservée. Les moments obtenus [13] sont alors dénommés moments géométriques d'ordre n :

$$M_n(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x^n f(x) dx \quad (2)$$

Il est souvent opportun d'utiliser la version discrète de cette définition. Pour des raisons de commodités de calcul, nous considérons que la fonction discrète f_k est définie sur l'intervalle des valeurs entières positives $k \in N$. Alors :

$$M_n(f) = \sum_{k=0}^{\infty} k^n f_k \quad (3)$$

Les moments définis par les relations (2) ou (3) caractérisent entièrement la fonction $f(x)$. Dans le cas où celle-ci est une gaussienne, de la forme

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

on montre aisément les résultats suivants :

$$M_0(f) = 1 \quad (5)$$

$$M_1(f) = x_0 \quad (6)$$

$$M_2(f) = x_0^2 + \sigma^2 \quad (7)$$

Nous constatons que le moment d'ordre 1 représente l'abscisse du centre de gravité de cette fonction et que le moment d'ordre deux représente sa variance à la constante x_0^2 près.

Considérons maintenant le cas où $f(x)$ est composée de deux gaussiennes f_1 et f_2 , centrées en x_1 et x_2 , d'amplitude respective a et $(1-a)$:

$$f(x) = a.f_1(x) + (1-a).f_2(x) \quad (8)$$

avec :

$$f_1(x) = \frac{1}{\sigma_1\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-x_1)^2}{2\sigma_1^2}}$$

$$f_2(x) = \frac{1}{\sigma_2\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-x_2)^2}{2\sigma_2^2}} \quad (9)$$

$$0 \leq a \leq 1$$

Les moments de $f(x)$ se calculent simplement en utilisant les propriétés d'additivité de l'équation (2) :

$$M_n(f) = a.M_n(f_1) + (1-a).M_n(f_2) \quad (10)$$

Nous obtenons :

$$M_0(f) = 1 \quad (11)$$

$$M_1(f) = a.x_1 + (1-a).x_2 \quad (12)$$

$$M_2(f) = a(x_1^2 + \sigma_1^2) + (1-a)(x_2^2 + \sigma_2^2) \quad (13)$$

$$M_3(f) = a x_1 (x_1^2 + 3\sigma_1^2) + (1-a)x_2 (x_2^2 + 3\sigma_2^2) \quad (14)$$

$$M_4(f) = a(x_1^4 + 6x_1^2\sigma_1^2 + \sigma_1^4) \quad (15)$$

$$+ (1-a)(x_2^4 + 6x_2^2\sigma_2^2 + \sigma_2^4)$$

$$M_5(f) = a x_1 (x_1^4 + 10x_1^2\sigma_1^2 + 5\sigma_1^4) \quad (16)$$

$$+ (1-a)x_2 (x_2^4 + 10x_2^2\sigma_2^2 + 5\sigma_2^4)$$

La caractérisation complète de cette fonction à cinq paramètres exige la connaissance des moments de f jusqu'à l'ordre cinq. Dans le cas général où $f(x)$ est composés de k gaussiennes, sa caractérisation complète nécessitera la connaissance de $2k$ paramètres de type position et variance et de $k-1$ paramètres d'amplitude. Nous devons donc disposer des moments jusqu'à l'ordre N tel que :

$$N = 3k - 1 \quad (17)$$

En pratique, nous faisons l'hypothèse que les histogrammes étudiés sont modélisables par des sommes de gaussiennes. Nous pouvons alors faire les remarques suivantes :

- L'histogramme étant caractérisé par ses premiers moments, le calcul des paramètres x_i et σ_i des gaussiennes n'est pas nécessaire.

- Pour caractériser efficacement un histogramme, il faudra disposer d'autant plus de moments que l'histogramme est très étalé ou qu'il possède de nombreux pics.

2.2 Les histogrammes couleur

De nombreuses variantes existent [1, 12]. Nous cherchons ici des histogrammes monodimensionnels qui soient représentatifs de l'aspect coloré d'une texture.

Définition de l'espace couleur utilisé

L'espace XYZ est défini par la transformation de l'espace RGB selon les relations :

$$X = 0.607R + 0.174G + 0.200B \quad (18)$$

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B$$

$$Z = 0.066G + 1.111B$$

et le diagramme de chromaticité (x,y) s'en déduit en posant :

$$x = \frac{X}{X+Y+Z} \quad y = \frac{Y}{X+Y+Z} \quad (19)$$

A partir d'une image donnée, on obtient un nuage de points de coordonnées (x,y) , chaque point étant caractérisé par sa longueur d'onde $\lambda(x,y)$ et son facteur de pureté $p(x,y)$ (figure 1). Afin de se ramener à un problème monodimensionnel, nous utilisons un système de coordonnées polaires (ρ, θ) , dans lequel chaque point $M(x,y)$ est référencé par rapport à la couleur primaire Bleu (point B de la figure 1). Nous avons :

$$OM^2 = \rho^2 = (x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 \quad (20)$$

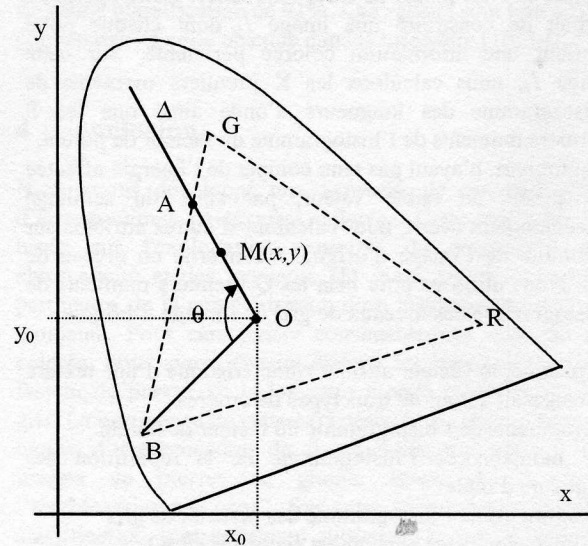


Figure 1 : représentation du point courant M dans le diagramme de chromaticité (x,y) .

Pour des raisons de commodité, nous repérons la longueur d'onde λ par l'angle $\theta = (\overline{OM}, \overline{OB})$. L'espace des couleurs réellement utilisables étant situé à l'intérieur du triangle RGB (figure 1), nous définissons le facteur de pureté p par :

$$p = \frac{OM}{OA} \quad (21)$$

Histogrammes couleur et moments 1D

A l'aide des définitions précédentes, nous construisons l'histogramme normalisé h_{θ_k} des angles caractéristiques des longueurs d'onde ainsi que celui h_{pk} du facteur de pureté.

Pour les longueurs d'onde, nous avons quantifié les valeurs θ_k des angles θ par pas de un degré sur un intervalle de 360° . Les moments d'ordre n correspondants sont obtenus par :

$$M_n(\theta) = \sum_{k=0}^{360} \theta_k^n h_{\theta_k} \quad (22)$$

Les valeurs p_k du facteur de pureté ont été définies dans l'intervalle $[0, 100]$, avec un pas égal à l'unité. Les moments de l'histogramme correspondant sont donnés par :

$$M_n(p) = \sum_{k=0}^{100} p_k^n h_{p_k} \quad (23)$$

Avec ces définitions, les moments d'ordre 0 sont tous égaux à 1 et ne seront donc pas pris en compte pour la suite.

2.3 Caractérisation d'une texture couleur

Pour traiter convenablement la couleur dans le diagramme de chromaticité, nous effectuons tout d'abord un seuillage sur l'image en niveau de gris, de façon à ne prendre en compte que les pixels de forte luminance. Cette opération permet de construire une image I_l dont chaque point contient une information colorée pertinente. Sur cette image I_l , nous calculons les K premiers moments de l'histogramme des longueurs d'onde ainsi que les P premiers moments de l'histogramme du facteur de pureté. D'autre part, n'ayant pas tenu compte de l'énergie affectée aux pixels de faible valeur, par suite du seuillage précédemment décrit, nous calculons d'autres attributs sur la totalité de l'image d'origine I convertie en niveau de gris. Nous utilisons pour cela les Q premiers moments de l'histogramme des niveaux de gris de l'image d'origine.

En résumé, le vecteur attribut caractéristique d'une texture est construit autour de trois types de critères :

- K moments de l'histogramme du facteur de pureté
- P moments de l'histogramme de la répartition des longueurs d'onde
- Q moments de l'histogramme des niveaux de gris

La dimension de ce vecteur est égale à $K+P+Q$.

3 Résultats expérimentaux

Pour tester la validité de cette approche, nous établissons une procédure de reconnaissance basée sur une simple distance de Malahanobis entre un candidat et un noyau de la base test. Les résultats de classification obtenus par notre méthode sont comparés à ceux obtenus à partir des premiers moments calculés sur chacun des histogrammes de l'espace (R,V,B).

3.1 La base de données

Nous utilisons 80 images de pierres de granite de la base "marbleandgranite.com" [15]. Chaque image de dimension 288×288 pixels est découpée en 9 sous-images de taille 96×96 pixels, sans aucun recouvrement. Nous disposons ainsi de 720 images réparties en 80 classes. La figure 2 donne quelques exemples d'images de pierres de granite. Les histogrammes des longueurs d'onde et du facteur de pureté sont donnés en figure 3, pour les deux images de granite "vermilion" et "mountaingreen".

3.2 Reconnaissance et Classification

Nous commençons par établir une classification basée sur un seul type de critère en vue de caractériser leur performance en fonction du nombre de moments. Pour les 3 critères du type "facteur de pureté", "longueur d'onde" et "niveau de gris", le tableau I résume le taux de classification correcte avec des moments dont l'ordre varie de 1 à 6.

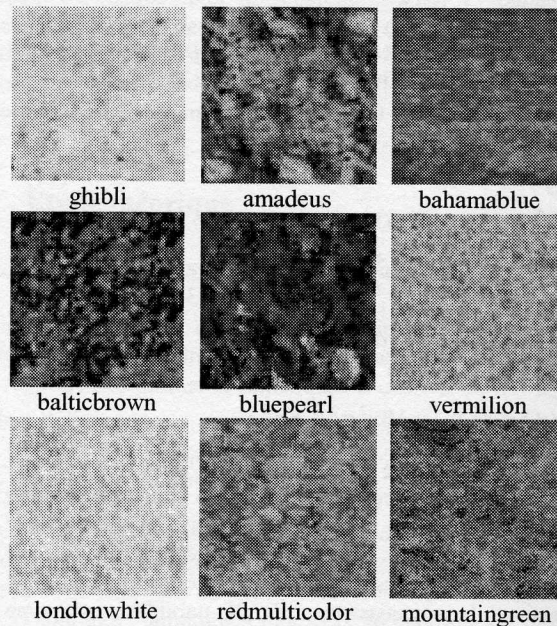


Figure 2 : texturées colorées : exemples d'images de pierres de granite de la base "marbleandgranite.com".

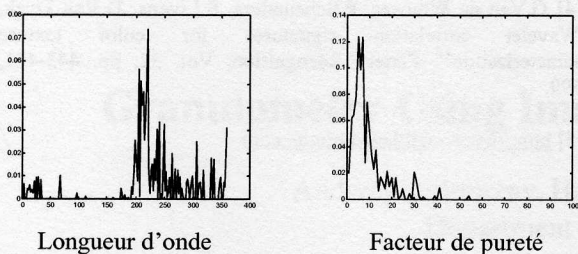


Figure 3a : *histogrammes de l'image vermillion.*

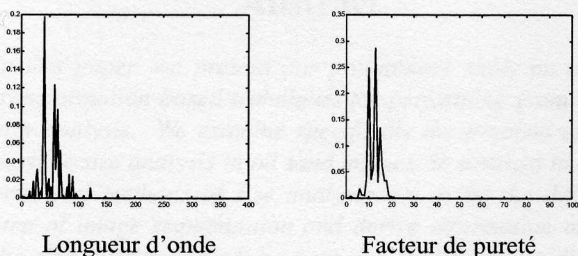


Figure 3b : *histogrammes de l'image mountaingreen.*

Nombre de moments	1	2	3	4	5	6
Facteur de pureté	18.9	34.0	37.5	38.3	38.5	38.6
Longueur d'onde	24.7	45.1	49.3	51.4	52.2	52.6
Niveau de gris	22.5	33.2	36.8	39.2	41.8	41.8

Tableau I : *pourcentage de classification correcte, PCC en %, en fonction du nombre de moments, pour les histogrammes du facteur de pureté, des longueurs d'onde, des niveaux de gris.*

Nous constatons d'une part, que le taux de réussite n'augmente pratiquement plus dès que le nombre de moments dépasse 3 et que, d'autre part, les taux de discrimination relatif à chaque critère sont assez voisins, avec toutefois une prédominance pour le critère "longueur d'onde". A partir de cette constatation, nous établissons une procédure de reconnaissance sur l'ensemble des composantes du vecteur attribut. Nous choisissons pour cela un nombre de moments sensiblement égal sur chaque critère concerné. Les combinaisons (K,P,Q) correspondantes conduisent à un vecteur attribut de dimension K+P+Q. A titre de comparaison, nous avons également déterminé le pourcentage de classification correcte obtenu au moyen des moments de chacun des histogrammes de l'espace (R,V,B). Par analogie avec le cas précédent, le nombre de moments calculés sur chaque histogramme Rouge, Vert et Bleu vaut (K,P,Q)

respectivement. Le tableau II donne quelques résultats selon la taille du vecteur attribut.

Taille du vecteur attribut K+P+Q	Combinaisons K,P,Q	PCC en % Sur histogrammes : longueurs d'onde Facteur de pureté Niveau de gris	PCC en % Sur histogrammes R,V,B
5	(2,2,1)	81.9	67.9
6	(2,2,2)	83.5	69.1
	(2,3,1)	82.9	68.1
	(3,2,1)	81.2	67.8
7	(2,3,2)	84.0	69.3
8	(2,3,3)	84.4	69.9
9	(3,3,3)	83.6	70.8
12	(4,4,4)	84.3	72.4

Tableau II : *pourcentage de classification correcte PCC en % sur la base entière.*

Nous constatons sur ce tableau que l'usage des histogrammes des longueurs d'onde, du facteur de pureté et du niveau de gris se révèle très pertinent. Avec cette méthode, la combinaison (K,P,Q)=(2,3,2) correspondant à un vecteur de dimension 7 permet d'atteindre un taux de bonne classification de 84%. Une étude complète nous a permis de constater que ce taux cesse de croître dès que le nombre des moments dépasse la dizaine. Pour améliorer ce taux, nous devons introduire un ou plusieurs paramètres tenant compte de la nature texturée des images étudiées. Par exemple, avec l'usage de la variance σ_b de l'erreur de prédiction d'un modèle AR-2D [2] et pour la combinaison (K,P,Q)=(2,2,2), nous avons obtenu un taux de bonne classification de 91%. Ces valeurs sont tout a fait comparables à celle obtenue dans la littérature [10, 14].

4 Conclusion

Nous avons développé une approche de caractérisation d'histogrammes de textures colorées. Cette méthode est basée sur l'exploitation conjointe du diagramme de chromaticité et des moments 1D. Nous avons montré la pertinence de la caractérisation d'un histogramme par ses moments. Pour caractériser convenablement une texture colorée, nous avons ensuite élaboré les histogrammes du facteur de pureté, de la longueur d'onde et du niveau de gris. La pertinence de cette caractérisation a été évaluée au moyen d'une procédure de classification appliquée à 720 images de pierres de granite issues de la base "marbleandgranite.com". Sur cette base, les résultats de classification sont nettement supérieurs à ceux obtenus à partir des moments des histogrammes relatifs aux trois plans R,V,B. Avec notre méthode, nous montrons qu'un vecteur attribut de dimension 7 permet d'atteindre un

pourcentage de classification correcte de 84% alors qu'il n'atteint que 69.3% avec la même combinaison des moments calculés sur les histogrammes des plans R,V,B. Ces résultats encourageants nous autorisent à poursuivre dans cette voie et à étendre cette méthode à des images texturées plus diversifiées.

References

[1] C.Biernacki, R.Mohr. "Indexation et appariement d'images par modèle de mélange gaussien des couleurs". 17^{ème} Colloque GRETSI, pp.291-294, Vannes, France, 1999.

[2] J.Brochard, M.Khoudeir, B.Augereau. "1D-Moment Signatures for Random Color Texture Characterization". First European Conference on Color in Graphics Imaging and Vision, Poitiers, CGIV'2002.

[3] M.K.Hu. "Visual pattern recognition by moment invariants". IRE Trans. Inf. Theory, Vol.8, N°2, pp.179-187, 1962.

[4] J.Huang, S.R.Kumar, M.Mitra, W.J.Zhu and R.Zabih. "Image indexing using color correlograms". Computer Vision and Pattern recognition. pp.762-768, San Juan, Puerto-Rico, 1997.

[5] M.Hauta-Kasari, J.Parkkinen, T.Jaaskelainen, R.Lenz. "generalized co-occurrence matrix for multispectral texture analysis". Proc. of the 13th Int. Conf. On Pattern recognition, pp.785-789, 1996.

[6] M.C. Larabi, N.Richard, C.Fernandez, L.Macaire. "L'aide au diagnostic pour les cancers de peau basée sur une indexation par la couleur, la texture, la forme". ICISP'2001, pp.1055-1062, Agadir, Morocco, 2001.

[7] B.M.Mehtre, M.S.Kankanhalli, A.Narasimhalu and G.Man. "Color matching for image retrieval". Pattern recognition Letters, Vol.16, pp.325-331, 1995.

[8] D.K.Panjwani, G.Healey. "Markov random field models for unsupervised segmentation of textured color images". IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. Vol.17, N°10, pp.939-954, 1995.

[9] G.Paschos. "Chromatic correlation features for texture recognition". Pattern Recognition Letters, Vol.19, pp.643-650, 1998.

[10] G.Paschos. "Fast color texture recognition using chromaticity moments". Pattern Recognition Letters, Vol.21, pp.837-841, 2000.

[11] G.Pass, R.Zabih and J.Miller. "Comparing images using color coherence vectors". Proc. ACM Conf. On Multimedia, pp.65-73, Boston, USA, 1996.

[12] M.J.Swain and D.H.Ballard. "Color indexing". International Journal of Computer Vision, Vol.7, N°1, pp.11-32, 1991.

[13] C.H. Teh and R.T.Chin. "On image analysis by the methods of moments". IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. Vol.10, N°4, pp.496-513, 1988.

[14] G.Van de Wouwer, P.Scheunders, S.Livens, D.Van Dyck. "Wavelet correlation signatures for color texture characterization". Pattern Recognition, Vol. 32, pp. 443-451, 1999.

[15] <http://www.marbleandgranite.com>