SUR L'INTRODUCTION D'UN INDEX DE SYMETRIE SPATIALE DE COULEUR : APPLICATIONS

C. Vertan^{1,2} A. Stoica¹ V. Buzuloiu¹ C. Fernandez-Maloigne²

 ¹Laboratoire d'Analyse et Traitement d'Images (LAPI) Université «Politehnica» de Bucarest, Roumanie {cvertan, astoica, buzuloiu}@alpha.imag.pub.ro IRCOM-SIC - Université de Poitiers
 ²Bat. SP2MI, Bd. Marie et Pierre Curie, Téléport 2 - BP 179 86960 FUTUROSCOPE Cedex - France {vertan, fernandez}@sic.sp2mi.univ-poitiers.fr

Résumé

Les statistiques (moments ou distributions) des valeurs (niveau de gris, couleurs ou autres attributs) des pixels sont souvent utilisés comme descripteurs des images. Cette contribution propose l'utilisation d'une mesure scalaire associée à chaque pixel de l'image et qui prend en compte la distribution spatiale de la valeur du pixel courrant dans son voisinage: l'index de symétrie de couleur. Etendu par l'intégration du flou, cet index est utilisé pour l'extraction des contours et l'indexation des textures couleur.

Mots Clef

distribution spatiale de couleur, modèle flou de couleur, extraction de contours, indexation de texture.

1 Introduction

Les statistiques (moments ou distributions) des valeurs (niveau de gris, couleurs ou autre attributs) des pixels sont souvent utilisés comme descripteurs des images. La description est d'autant plus précise que l'on prend en compte aussi l'information spatiale de placement des valeurs, par des distributions d'ordre supérieur, comme la matrice de cooccurrence [5], [1], la matrice de cooccurrence généralisée [1], le corrélograme [6] et la matrice de longueurs de plages [3], [1], [2]. Leur utilisation s'étend de la description de texture par des paramètres statistiques de type moments à l'indexation des bases d'images couleur généralistes. Cependant, leur usage est parfois restreint à cause de leur complexité de calcul et de leur dimension. Cette contribution propose l'utilisation d'une mesure scalaire associée à chaque pixel de l'image et qui prend en compte la distribution spatiale de la valeur du pixel courrant dans son voisinage: l'index de symétrie de couleur.

La présentation est organisée de la manière suivante : la section 2 décrit les modalités d'introduction de l'index de symétrie spatiale, la section 3 propose une extension floue

pour le cas des images couleurs. La section 4 présente deux applications de l'index ainsi définit : l'extraction des contours et l'indexation des textures. Finalement, la section 5 présente quelques conclusions.

2 L'index de symétrie spatiale de couleur

Pour chaque pixel de l'image on considère un voisinage carré, dans lequel on marque les pixels d'une même valeur que le pixel central. Sur le masque binaire ainsi déterminé on calcule le nombre de pixels marqués dans des régions Q_i du masque. Les régions de partitionement sont partialement superposés et couvrent des quarts de voisinage (voir figure 1); les huit masques présentés offrent une invariance à la rotation par des angle multiple de $\pi/8$.



Fig. 1: Partitionnement d'un voisinage 3 x 3, centré, en huit masques Q_i partialement superposés, couvrant des quarts du voisinage initial.

La somme des valeurs de chaque des régions Q_i est notée par s_i . Si toutes les valeurs s_i sont similaires, le pixel central appartient à une zone de distribution symétrique uniforme de sa couleur. Sinon, le pixel central est placé dans une zone de séparation entre des régions uniformes ou de modèles différents de couleur. L'index de symétrie spatiale de couleur *S* est défini par (1):

$$S = \frac{\max(s_i) - \min(s_i)}{\lambda s_i}$$
⁽¹⁾

La figure 2 présente un exemple de calcul de l'index S; on peut constater que les valeurs de S décroissent avec le degré d'uniformité du voisinage et avec l'homogénéité spatiale du voisinage.



Fig. 2: Exemple de calcul de l'indice de symétrie S: a) les huit valeurs s_i calculés pour les masques Q_i de la figure 1 sont $\{s_i\}=\{2, 1, 1, 1, 2, 3, 4, 3\}$, l'index S est donc S = 0.1765; b) les huit valeurs s_i calculés pour les masques Q_i de la figure 1 sont $\{s_i\}=\{3, 3, 4, 3, 3, 3, 4, 3\}$, l'index S est donc S = 0.0385.

3 Une extension floue

L'intégration des techniques de modélisation basés sur la logique floue (introduite par Zadeh [12]) permet essentiellement de prendre en compte, conformément à la tolérance du système visuel humain, l'incertitude et l'imprécision qui caractérisent les valeurs et les positions des pixels (dues aux bruits et aux systèmes d'acquisition).

Soit une couleur **c**, décrite par ses trois composantes (dont le système de représentation nous est, pour l'instant, indifférent), faisant partie d'un ensemble de couleurs possibles **C**. Nous allons passer de la représentation de la couleur par un point dans l'espace \mathbb{R}^3 à une représentation par un ensemble flou. L'ensemble flou est une fonction qui associe à chaque élément de **C** un scalaire réel de [0,1], appelé degré d'appartenance de l'élément à l'ensemble et qui doit avoir une signification sémantique. Cette signification sémantique est dans notre cas « la mesure avec laquelle la couleur ressemble à la couleur d'origine **c** » [4], [7], [10]. Donc, la couleur d'origine **c** devient la fonction $\mu_c : \mathbf{C} \rightarrow [0,1]$. Cette fonction est différente pour des couleurs différentes.

La manière analytique avec laquelle on définit la fonction $\mu_{\mathbf{c}}$ correspond à la perception naturelle: plus une couleur \mathbf{c}' est proche de \mathbf{c} , plus son degré d'appartenance $\mu_{\mathbf{c}}(\mathbf{c}')$ doit être grand et proche de *1*. Si on considère $d(\mathbf{c},\mathbf{c}')$, une distance entre les couleurs, la fonction $\mu_{\mathbf{c}}(.)$ doit être décroissante en $d(\mathbf{c},\mathbf{c}')$. Par exemple, le modèle de Haffner et al [4] (introduit plutôt dans le cadre des distances Euclidiennes entre les histogrammes de couleur) propose :

$$\boldsymbol{m}_{\rm c}(\mathbf{c}') = \exp\left[\chi - \boldsymbol{s} \left(\chi \frac{d(\mathbf{c}, \mathbf{c}')}{\chi} \right)^2 \right] \qquad (2)$$

avec $d_{\max} = \max(d(\mathbf{c}, \mathbf{c}'))$. Le modèle prend en compte la quantification des composantes de couleur par la distance maximale entre les couleurs (qui est, en fait, la dimension maximale de l'espace de couleur). Il n'y a pas une préférence «a priori» pour une certaine représentation de couleurs, mais sans doute faut-il favoriser les représentations dans lesquelles on peut définir des distances mathématiquement simples qui ont un soutien perceptif.

On doit aussi remarquer que le modèle de la similarité de couleurs de (2) peut être exprimé aussi sous la forme de:

$$\boldsymbol{m}_{\mathbf{r}}(\mathbf{c}') = \boldsymbol{m}^{d^2(\mathbf{c},\mathbf{c}')}$$
(3)

La constante μl inclut les effets de la quantification (par d_{\max}) et du degré de confusion entre les couleurs (par σ); μl représente en fait le degré de similarité entre deux couleur séparées par une distance unitaire et permet donc le réglage de la largeur de la fonction de similarité entre les couleurs. Dans le cadre d'un filtrage flou des image couleurs, le modèle de Vertan et al [10] propose:

$$\boldsymbol{m}_{\mathbf{c}}(\mathbf{c}') = \begin{cases} \mathbf{c}' & 1, \text{ si } d(\mathbf{c}, \mathbf{c}') \land JND \\ \mathbf{c}' & \chi & 0, 1 - \frac{d(\mathbf{c}, \mathbf{c}')}{\mathbf{s}JND} \\ \mathbf{c}' & \mathbf{c}' & \mathbf{c}' & \mathbf{c}' \\ \end{cases} \text{ si } d(\mathbf{c}, \mathbf{c}') > JND \end{cases}$$
(3)

Dans ce dernier cas, la distance entre couleurs $d(\mathbf{c}, \mathbf{c}')$ est une distance perceptive et *JND* est le seuil de distinction visuelle des couleurs *Qust Noticeable Difference*). Ce modèle est donc réservé à l'utilisation exclusive de l'espace de représentation Lab. Il faut aussi mentionner l'approche de Jawahar [7], qui propose une fonction triangulaire pour la similarité des niveaux de gris.

Le masque utilisé pour le calcul de l'index S va être donc formé par les degrés de similarité entre les couleurs des pixels du voisinage choisi et la couleur du pixel central. L'index est déduit selon la même formule (1) que dans le cas net, et ses valeurs gardent la même relevance par rapport à la classification des pixels comme contour / uniforme. Dans les applications décrites on va utiliser une fonction de similarité entre couleurs décrite par (3).



Fig. 3: a) Voisinage 3 x 3 d'un pixel de couleur rouge; b) les degrés de similarité des couleurs du voisinage par rapport

à la couleur du pixel central. Dans ce cas les huit valeurs s_i calculés pour les masques Q_i de la figure 1 sont $\{s_i\}=\{2.5,2.5,2.5,2.5,3,4,3\}$, l'index S est donc S = 0.093.

4 Applications

Dans ce qui suit on va présenter deux applications du scalaire *S* proposé: l'extraction des contours des images couleurs et l'indexation des textures couleurs (particulièrement des images de la surface des pierres ornementales colorées).

4.1 Extraction de contours

L'application immédiate pour l'index de symétrie de couleur est l'extraction des contours des images couleur. L'algorithme d'extraction des contours a les étapes suivantes:

- 1. Choix du voisinage de calcul de l'index S et de la fonction de similarité entre couleurs (μI) .
- 2. Pour chaque pixel de l'image on calcule pour ses voisins la similarité de couleur par rapport à la couleur du pixel courrant (central du voisinage).
- 3. A partir des valeurs de similarité de couleur on calcule l'index de symétrie spatiale de couleur *S* pour le pixel courrant (central du voisinage), valeur qu'on inscrit dans la carte d'intensité de contours.
- 4. La carte d'intensité de contours est seuilée par une technique convenable pour obtenir la carte de contours.

Il faut remarquer le fait que cette méthode d'extraction de contours offre un comportement de type multiéchelle ou multirésolution. En effet, l'utilisation des voisinages de taille croissante et des fonction de similarité de couleurs qui permettent un plus grand degré de confusion (ou similarité entre couleurs), permet l'obtention des cartes d'intensité de contours qui prennent en compte seulement les contours les plus importants, selon le point de vue perceptuel. Les exemples présentés dans les figures 4 et 5 soutiennent cette affirmation.

4.2 Indexation des bases de textures

Dans les dix dernières années, l'indexation et la recherche par le contenu d'images couleur sont devenus des applications très étudiées. On peut ainsi envisager des solutions pour des nombreux domaines, industriels ou média. Dans ce qui suit on va présenter une application d'indexation de texture couleur, représentant des surface de pierres ornementales (marbre, granit, travertin). Le but est de trouver dans la base d'images du système, les pierres dont la couleur et la texture (la nature) se rassemblent le plus à une image exemple.

Selon les observations récentes de Mojsilovic et al [9], la description des textures couleur peut être séparée dans une description de la couleur seulement (par la couleur moyenne, la saturation moyenne ou autres descripteurs) et la description des attributs de texture achromatique. Ainsi,

la texture est étudié à partir d'une carte scalaire associé à la texture couleur initiale, carte scalaire qui n'est pas nécessairement la luminance. Les attributs classiques de texture, tels que les moments statistiques et les distributions spatiales de second ordre, les modèles stochastiques et multiéchelle sont bien étudiés et généralement utilisés. Leur principal inconvénient est la dimension souvent importante du descripteur [11], [2], [6]. Nous proposons de décrire la texture par la moyenne de l'index de symétrie spatiale de couleur; ceci est un moment statistique issu d'une distribution de premier ordre qui inclut une contrainte spatiale. La performance de la description est mesurée par les courbes précision rappel. 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. Dans le cas ou la vérité terrain de la base d'images est connue (comme dans une base spécialisée de textures), le nombre d'images pertinentes existantes pour chaque requête est le nombre d'images de chaque classe. La figure 6 présente les courbes précision rappel pour l'indexation selon la couleur seule, la couleur et des attributs de texture classiques et la couleur et l'index de symétrie spatiale de la couleur; cette dernière approche est clairement supérieure, en terme de compacité et de performance. La figure 7 présente le résultat d'une requête par similarité visuelle dans la base de texture considérée.



Fig. 4: Cartes d'intensité de contours obtenus par l'index de symétrie de couleur avec des différents modèles de similarité floue de couleur: a) image originale «lena»; b) intensité des contours, μ 1=0.25; c) intensité des contours, μ 1=0.95.



Fig. 5: Cartes d'intensité de contours obtenus par l'index de symétrie de couleur avec des voisinages de tailles croissantes et le même modèle de similarité floue de couleur (μ 1=0.75): a) image originale «poivrons»; b) intensité des contours, voisinage 3 x 3; c) intensité des contours, voisinage 5 x 5; d) intensité des contours, voisinage 7 x 7.



Fig. 6: Courbes précision – rappel pour l'indexation par couleur (ligne pointillée), couleur et descripteurs Galloway (ligne continue) et couleur et mesure de symétrie spatiale de la couleur (calculé dans une région 9 x 9) (ligne avec marquages *); cette dernière approche est clairement supérieure en terme de performance et compacité de la description. La base d'images utilisée contient 1400 textures de surface de pierres ornementales, groupées en 140 classes.

5 Conclusions

Nous avons proposé un descripteur statistique qui mesure la symétrie de la distribution spatiale des couleurs autour de chaque pixel d'une image. Ce scalaire peur être utilisé avec des bons résultats pour l'extraction de contours ainsi que pour la description et l'indexation des textures couleur. L'intégration du flou, par la notion de similarité de couleur permet d'obtenir une hiérarchisation de type multiéchelle ou multirésolution, piloté par la taille du voisinage considéré pour chaque pixel et le degré de confusion accepté entre les couleurs.



Fig. 7: Image de requête externe à la base a gauche ("granit gris" de l'Ecole de Mines de Pau [2]), et les huit images plus similaires de la base de pierres ornementales ("tropicalgreenred", "paradiso" et "rainbow", tous des granites, de la base de [8]).

Bibliographie

[1] Cocquerez J. P., Philipp S. (coord.), *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Masson, Paris, 1995.

[2] C. Fernandez-Maloigne, N. Richard, C. M. Larabi, D. Lafon, Content-based Indexing with Colour Texture Descripors for Decorative Stone Classification, dans les Actes de QCAV 2001, Le Creusot, France, 2001.

[3] M. M. Galloway, Texture Analysis using Graylevel Runlengths, *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 4, pp. 172-179, 1975.

[4] J. Haffner, H. S. Sawhney, W. Equitz, M. Flicker, W. Niblack,: Efficient Color Histogram Indexing for Quadratic Form Distance Functions, IEEE Trans. on PAMI, vol. 17, no. 7, Jul. 1997, pp. 729 – 736.

[5] R. M. Haralick, Statistical and Structural Approaches to Texture, *Proc. of IEEE*, vol. 67, no. 5, pp. 786-804, 1979.

[6] 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.

[7] C. V. Jawahar, A. K. Ray, Fuzzy Statistics of Digital Images, IEEE Signal Processing Letters, vol. 3, no. 8, Aug. 1996, pp. 225-227.

[8] Marble & Granite : 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] C. Vertan, N. Boujemaa, V. Buzuloiu, A Fuzzy Color Credibility Approach to Color Image Filtering, dans les Actes de IEEE ICIP 2000, 10-13 Sept. 2000, Vancouver, Canada, vol. 2, pp. 808-811, 2000.

[11] X. Tang, Texture Information in Run-Length Matrices, *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 7, no. 11, pp. 1602-1609, 1998.

[12] L. Zadeh, Fuzzy Sets, *Information and Control*, vol. 8, pp. 338-353, 1965.