

# INDEXATION PAR DESCRIPTEURS FLOUS: APPLICATION A LA RECHERCHE D'IMAGES

Horia GRECU <sup>(1)</sup>, Patrick LAMBERT <sup>(2)</sup>

<sup>(2)</sup> Laboratoire d'Automatique et de MicroInformatique Industrielle  
LAMII - Université de Savoie - BP 806 -74016 Annecy Cedex (CNRS-GdR G1047 - Information Signal Image)

<sup>(1)</sup> LAPI - Université POLITEHNICA de Bucarest

grecu@alpha.imag.pub.ro, lambert@esia.univ-savoie.fr

**Résumé** - Nous proposons une méthode d'indexation d'image couleur basée sur l'utilisation de l'histogramme des degrés d'appartenance à une classification floue. On définit également un certain nombre de descripteurs statistiques attachés à cet histogramme. Après avoir déterminé une mesure de similarité entre les descripteurs de deux images, on applique l'approche proposée à un problème de recherche dans une base d'images. Les performances sont comparées à celles obtenues par utilisation d'histogrammes "nets".

**Abstract** - In this work, a new indexation method of color images is proposed. A fuzzy partition being performed, the indexation is based on the use of the histogram of the membership degrees. A set of statistical descriptors of this "fuzzy" histogram is also defined. These descriptors are used to determine a similarity measure between two images. The proposed approach is applied to image retrieval. Performances are compared with the ones obtained using a "crisp" histogram.

## 1. Contexte

Le récent et très rapide développement des techniques multimedia a fait naître des besoins nouveaux tels que la recherche par le contenu à l'intérieur d'une base d'images. Parmi les nombreuses approches utilisées pour aborder ce problème [1], [2], [3], [4], [5], l'utilisation d'histogrammes couleur est une technique assez classique qui fournit des résultats satisfaisants, présentant une certaine robustesse à la rotation, au zoom, au changement de résolution et à l'occlusion partielle. Son application fait apparaître trois étapes principales: d'abord le choix de l'espace couleur utilisé, ensuite la quantification de cet espace pour éviter la manipulation d'histogrammes de trop grande taille, et enfin la définition d'une mesure de similarité entre deux histogrammes (celui de l'image requête et celui d'une image courante de la base). Les réponses à la requête sont alors fournies en fonction de ces mesures de similarité. Dans ce contexte, un certain nombre de solutions ont été proposées [6], [7], [8], [9], [10], [11].

Cependant, l'étape de quantification introduit inévitablement une perte de sensibilité au niveau de la perception des couleurs: deux couleurs associées à la même classe couleur après quantification contribuent de la même manière à la construction de l'histogramme, qu'elles soient identiques ou sensiblement différentes. A l'inverse, deux couleurs proches, mais situées dans des classes voisines, seront considérées comme différentes. Bien sûr, une quantification plus fine des couleurs atténue cet inconvénient, mais entraîne une augmentation de la taille des histogrammes, ce qui entraîne un temps de traitement plus long là où l'on cherche à être très rapide. Dans la pratique, on se contente souvent de moins de 200 couleurs judicieusement choisies, mais chaque classe contient alors des

couleurs qui ne sont pas toutes perceptuellement très proches.

La mesure de similarité entre histogrammes est également un point délicat de cette approche. Une technique assez classique consiste à utiliser la distance de Minkowski. Si l'on désigne par  $H_{req} = \{h_{req}(k), k = 1, K\}$  et  $H_{cour} = \{h_{cour}(k), k = 1, K\}$  les histogrammes respectifs de l'image requête et de l'image courante, cette distance s'exprime par :

$$dist(H_{req}, H_{cour}) = \left( \sum_{k=1}^K |h_{req}(k) - h_{cour}(k)|^p \right)^{1/p} \quad \text{Eq. (1)}$$

où  $p$  est un nombre entier. Sur ce principe de calcul par différence *classe à classe*, un certain nombre de distance ont été proposées [12], [13]. Cependant, ces distances restent très sensible au choix des classes. En particulier, deux couleurs proches, mais situées dans des classes voisines ne contribueront pas à la mesure de ressemblance entre les deux histogrammes.

Pour remédier à cela, on peut utiliser des distances faisant intervenir les dissimilarités *inter-classes*. Une telle mesure, proposée dans [6], est utilisée dans le système QBIC d'IBM. Elle s'exprime par :

$$dist(H_{req}, H_{cour}) = \sqrt{(H_{req} - H_{cour})^t \cdot A \cdot (H_{req} - H_{cour})} \quad \text{Eq. (2)}$$

où les histogrammes  $H_{req}$  et  $H_{cour}$  sont considérés comme des vecteurs de dimension  $K$ , et où  $A = [a_{ij}]$  est une matrice de dimension  $K \times K$  avec  $a_{ij}$  une distance quelconque mesurant la similitude entre la classe  $i$  et la classe  $j$ . Cependant, cette approche présente l'inconvénient d'être plus coûteuse en temps de calcul lors de la recherche dans la base.

Le but du travail présenté ici est de proposer une méthode gardant la simplicité des comparaisons *classe à classe* tout en minimisant les effets dus à la quantification et au choix des classes. Le principe de cette méthode repose sur l'utilisation d'une modélisation floue des distributions des couleurs.

L'article est organisé en trois parties. Dans une première partie (§2.), nous expliquons la nouvelle construction de l'histogramme et des descripteurs statistiques qui lui sont associés. Ensuite (§3.), nous présentons la mesure de similarité entre histogrammes. Enfin sont exposés des résultats obtenus dans une application de recherche d'images dans une base de données.

## 2. Représentation floue des distributions de couleurs

### 2.1. Construction de l'histogramme

Considérons l'ensemble  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_K\}$  des couleurs des  $K$  classes issues de l'étape de quantification. Soit  $x_n, n=1, N$  le vecteur couleur attaché à chacun des  $N$  pixels de l'image. A tout vecteur  $x_n$ , on associe une description floue par rapport à l'ensemble  $C$ , représentant les crédibilités pour le vecteur  $x_n$  d'appartenir aux différentes classes représentées par les couleurs  $c_k, k=1, K$ . Cette description repose sur la définition du degré d'appartenance  $u_{k,n}$ , qui est une réponse quantitative à la question : "Dans quelle mesure peut-on assimiler la couleur perçue  $x_n$  comme étant la couleur prototype  $c_k$ ?". Les degrés d'appartenance choisis correspondent à ceux proposés dans l'algorithme Fuzzy-C-Means [14] :

$$u_{k,n} = \frac{1}{\sum_{j=1}^K \left( \frac{\|x_n - c_k\|}{\|x_n - c_j\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad \text{Eq. (3)}$$

$m$  désignant un paramètre contrôlant le degré de flou introduit dans la méthode.

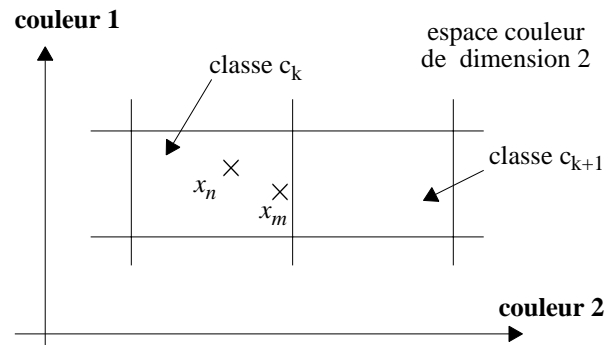
L'histogramme est alors défini par l'ensemble des cardinalités floues, notées  $h(k)_{k=1, K}$ , des différentes classes  $c_k$ , avec :

$$h(k) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1}^N u_{k,n} \quad \text{Eq. (4)}$$

L'intérêt de cette formulation est qu'elle prend en compte, *a priori*, la distance perceptuelle entre la couleur  $x_n$  et l'ensemble des autres couleurs prototypes  $c_k$ . En cela, elle agit, mais par un mécanisme complètement différent, dans le sens défini par la mesure de dissimilarité intégrant les distances *inter-classes* (Eq. (2)).

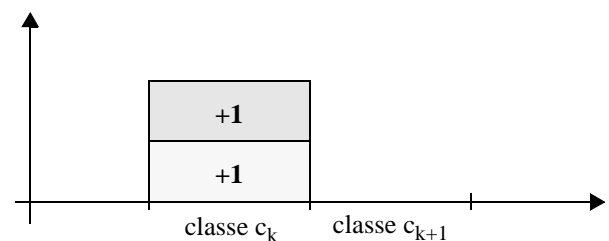
Ce mécanisme est illustré en figure 1, où l'on représente l'influence de deux vecteurs couleurs  $x_n$  et  $x_m$  dans la construction de l'histogramme (dans le cas d'un espace couleur de dimension 2). Sur cet exemple simple, on constate que, grâce à la représentation floue, les distributions des couleurs sont prises en compte de manière beaucoup plus juste. Ainsi, la couleur  $x_m$ , qui se trouve à la limite entre les deux classes  $c_k$  et

$c_{k+1}$  a une contribution non négligeable dans la construction de l'histogramme flou pour la classe  $c_{k+1}$ , alors qu'elle n'intervient pas du tout dans la construction de l'histogramme net pour cette même classe.



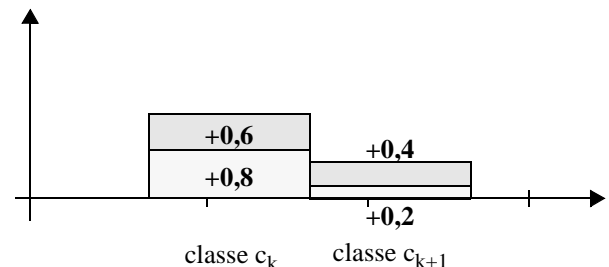
a - distribution des couleurs

Histogramme "net"



b - contribution des deux couleurs à la construction de l'histogramme net

Histogramme "flou"



c - contribution des deux couleurs à la construction de l'histogramme flou

Légende  contrib. de  $x_m$  à l'histo.  contrib. de  $x_n$  à l'histo.

Fig. 1 : Comparaison Histogramme "net" / Histogramme "flou"

Le paramètre  $m$  ( $1 < m < \infty$ ) gère la quantité de flou engendrée dans les partitions. Pour  $m \approx 1$ , on retrouve l'histogramme net. Pour une grande valeur de  $m$  ( $m \rightarrow \infty$ ), l'incertitude est complète et chaque vecteur est associé avec un même degré d'appartenance à toutes les classes. Dans les applications usuelles, la valeur de  $m$  est fixée à 2.

## 2.2. Indexation d'une image

Chaque image est bien sûr indexée par son histogramme flou. Mais, dans le but de disposer d'une caractérisation encore plus fine, on peut étendre cette indexation à des descripteurs statistiques associés à chaque classe. Ceci est rendu possible par le fait que les degrés d'appartenance  $u_{k,n}$  prennent des valeurs réelles. Pour une même classe  $k$ , lorsque  $n$  varie, ces degrés d'appartenance peuvent donc être considérés comme les valeurs d'une variable aléatoire que l'on peut caractériser par des descripteurs statistiques. Les descripteurs statistiques que nous avons envisagés sont :

- la moyenne :

$$h_k = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1}^N u_{k,n} \quad \text{Eq. (5)}$$

- la variance :

$$V_k = \frac{1}{N-1} \cdot \sum_{n=1}^N (u_{k,n} - h_k)^2 \quad \text{Eq. (6)}$$

- le coefficient d'asymétrie (skewness) :

$$S_k = \frac{1}{N} \cdot \sum_{n=1}^N \left( \frac{u_{k,n} - h_k}{\sqrt{V_k}} \right)^3 \quad \text{Eq. (7)}$$

- l'entropie :

$$E_k = - \sum_{a \in A} p_{u_{k,n}}(a) \cdot \log[p_{u_{k,n}}(a)] \quad \text{Eq. (8)}$$

Pour ce dernier descripteur, il est nécessaire de discrétiser les valeurs de la variable  $u_{k,n}$  par le biais d'une quantification linéaire uniforme de l'intervalle  $[0, 1]$ , décrite par l'indice  $a \in A$ . Le nombre de pas de quantification a été fixé expérimentalement à 20. La probabilité d'appartenance au niveau de quantification  $a$  est notée  $p_{u_{k,n}}(a)$ .

Finalement, en incluant ces descripteurs statistiques, chaque image peut être caractérisée par un vecteur  $V$  :

$$V = [H, V, S, E]$$

où  $H, V, S, E$  désignent respectivement les vecteurs de dimension  $K$  des différents descripteurs statistiques associés à chaque classe.

## 3. Mesure de similarité entre histogrammes flous

La mesure de similarité entre l'image requête et une image courante de la base utilisée est une combinaison linéaire pondérée des distances euclidiennes entre chacun des quatre descripteurs statistiques définis ci-dessus :

$$\begin{aligned} \text{dist}(I_{req}, I_{cour}) = & w_H \cdot \text{dist}(\overline{H}_{req}, \overline{H}_{cour}) + \\ & w_V \cdot \text{dist}(\overline{V}_{req}, \overline{V}_{cour}) + \\ & w_S \cdot \text{dist}(\overline{S}_{req}, \overline{S}_{cour}) + \\ & w_E \cdot \text{dist}(\overline{E}_{req}, \overline{E}_{cour}) \end{aligned} \quad \text{Eq. (9)}$$

Les poids  $w_H, w_V, w_S$  et  $w_E$  permettent de mettre l'accent sur l'un ou l'autre des quatre descripteurs considérés. Notons que dans le cas où  $w_H = 1$  et  $w_V = w_S = w_E = 0$ , on obtient la distance entre les deux histogrammes flous.

## 4. Résultats

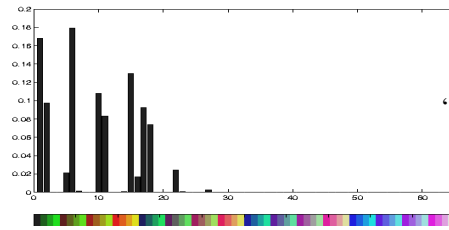
Les essais présentés ont été effectués sur la base d'images fournie par la société "GoodShoot", base très hétérogène qui contient 4532 images réparties en 51 thèmes. La classification a été réalisée en utilisant l'espace RVB partitionné en 64 classes dont les centres ont été uniformément réparties. L'espace RVB n'est certainement pas le meilleur choix du fait de sa non-uniformité perceptuelle et de sa sensibilité à l'illumination. Mais l'objectif de notre étude est avant tout de montrer l'intérêt de l'utilisation de l'histogramme flou

### 4.1. Histogramme flou

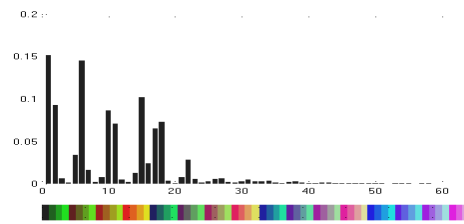
L'influence de la prise en compte floue des appartenances aux couleurs prototypes sur la forme de l'histogramme est illustrée sur l'image "Tournesol" (fig. 2-a). On constate, sur l'histogramme "flou", une meilleure utilisation des couleurs prototypes (moins de classes vides). Plus le paramètre de flou  $m$  est grand, plus l'histogramme se répartit sur les 64 classes sélectionnées.



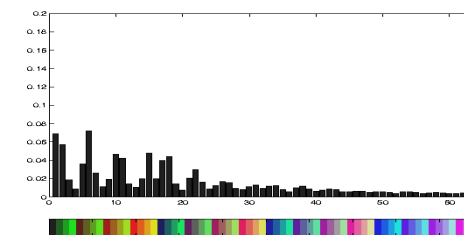
a - Image Tournesol



b - Histogramme "net" (64 couleurs)



c - Histogramme "flou" - m = 1,5



d - Histogramme "flou" - m = 2

Fig. 2 : Histogrammes sur l'image "Tournesol"

## 4.2. Histogramme flou et recherche d'image

La mesure de ressemblance entre histogrammes flous (Eq. (9)) a été utilisée pour aborder le problème de la recherche d'une image. La comparaison se fait descripteur par descripteur à travers les courbes de récupération/précision. La précision est le taux de bonnes réponses par rapport au nombre de réponses fournies. La récupération est le taux de bonnes réponses par rapport au nombre de réponses pertinentes possibles dans la base.

Deux requêtes sont envisagées : l'image désert (Fig. 3-a) et l'image lion (Fig. 3-b).

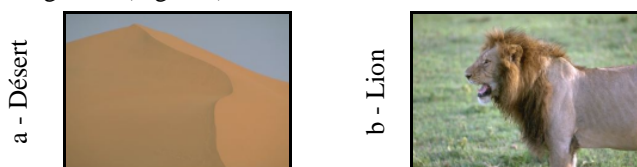


Fig. 3 : Les 2 images requête

Les performances obtenues sont respectivement présentées en fig. 4 et fig. 5.

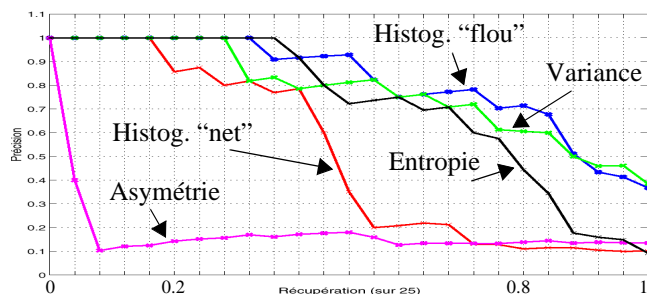


Fig. 4 : Courbe Précision / Rappel - Image "désert"

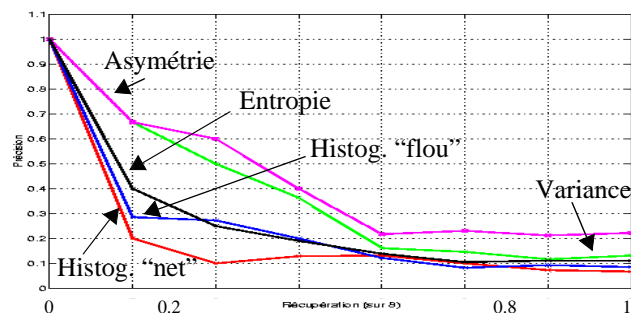


Fig. 5 : Courbe Précision / Rappel - Image "lion"

On constate que les performances de l'approche utilisant l'histogramme "flou" sont toujours supérieures à celles de l'approche utilisant l'histogramme "net". Par contre, les performances des autres descripteurs statistiques sont fluctuantes. L'explication réside dans le fait que les images "désert" présentent d'assez fortes variations d'illuminations. Du fait de l'utilisation de l'espace RVB, la moyenne, c'est-à-dire l'histogramme "flou", est moins sensible à ces variations. Par contre, avec l'image "lion", les autres descripteurs statistiques apportent une amélioration sensible.

## 5. Conclusion

Nous avons proposé d'indexer une image couleur en

s'appuyant sur l'histogramme des degrés d'appartenance à une classification floue. L'utilisation des degrés d'appartenance flous minimise les effets dus à l'inévitable quantification de l'espace couleur. La recherche d'une image se fait alors par mesure d'une distance entre les histogrammes "flous" de la requête et des images de la base de recherche. La distance est simplement mesurée *classe à classe*, ce qui permet d'obtenir des temps de réponse très rapides, plus rapides que les techniques utilisant des distances *inter-classes*.

L'utilisation de descripteurs statistiques attachés à l'histogramme "flou" permet, dans certaines situations, une augmentation des performances de la recherche. Il est cependant difficile de donner une pondération a priori entre ces différents descripteurs. Par contre, pour une requête spécifique, cette pondération pourrait être ajustée de manière optimale si l'on utilise un bouclage de pertinence.

Les premiers résultats fournis par cette approche sont encourageants. Il reste cependant un certain nombre de pistes à explorer, en particulier le choix et l'influence de l'espace couleur.

## Bibliographie

- [1] A. Smeulders, M. Worring, S. Santini, A. Gupta, R. Jain, "Content-Based Image Retrieval at the End of the Early Years", IEEE Trans. on PAMI, vol. 22, n° 12, December 2000, pp. 1349-1380
- [2] A. Del Bimbo, "Visual Information Retrieval", Morgan Kaufman Publishers, Inc. San Francisco California, 1999.
- [3] R. Schettini, G. Ciocca, S. Zuffi, "Color in databases: indexation and similarity", Proc. of first International Conference on Color in Graphics and Image Processing (CGIP'2000), Saint-Etienne, France, oct. 2000, pp. 244-249.
- [4] C. Nastar, M. Mitschke, C. Meilhac, N. Boujema, H. Bernard, M. Mautref, "Retrieving Images by Content: The Surfimage System", Multimedia Information System 1998, Istanbul, Turkey, sept. 98.
- [5] R. Mohr, P. Gros, B. Lamiroy, S. Picard et C. Schmid, "Indexation et recherche d'images", Actes du 16<sup>ème</sup> colloque GRETSI, Grenoble, France, pp. 1277-1285, sept. 1997.
- [6] J. Hafner, H. Sawhney, W. Equitz, M. Fleckner & W. Niblack, "Efficient color histogram indexing for quadratic form distance functions", IEEE PAMI, 17(7) (1995), pp. 729-736.
- [7] L. Cinque, S. Levijadi & A. Pellicano, "Color-based Image Retrieval Using Spatial Chromatics Histograms", IEEE Multimedia Systems, II (1999), pp. 969-973.
- [8] C. Colombo, A. Rissi et I. Genovesi, "Histogram Families for Color-Based Retrieval in Image Databases", 9<sup>ème</sup> conférence ICIAP'97, Florence, Italie, pp204-211, sept. 1997.
- [9] C. Vertan Constantin, N. Boujema, "Spatially constrained color distributions for image indexing", Proc. of first International Conference on Color in Graphics and Image Processing (CGIP'2000), Saint-Etienne, France, oct. 2000, pp. 261-265.
- [10] B. Funt & G. Finlayson, "Color constant color indexing", IEEE PAMI, 17 (1995), pp. 522-529.
- [11] P. Nuneesawang and Lin Guan, "Multiresolution-histogram Indexing and Relevance Feedback Learning for Image Retrieval", Proc. ICIP 2001, Vancouver Canada, vol. II, pp 525-528.
- [12] M. J. Swain & D. H. Ballard "Color Indexing", Int. Journal of Computer Vision, 7 (1991), pp. 11-32.
- [13] M. Stricker & M. Orengo, "Similarity of Color Images", SPIE Conf. on Storage and Retrieval for Image and Video Databases III, 2420, (1995), pp. 381-392.
- [14] J. Bezdeck, "Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms", Plenum Press Ed., New-York, 1981.

Remerciements: ce travail a été en partie soutenu par la Région Rhône-Alpes à travers le projet régional ACTIV. Nous remercions également la société GoodShoot pour la mise à disposition de la base d'images.