

Une Nouvelle Méthode de Quantification sous Contraintes Colorimétriques

Mohamed-Chaker LARABI, Noël RICHARD & Christine FERNANDEZ

Laboratoire IRCOM-SIC - Université de Poitiers

BP 30170 – 86962 Futuroscope cedex

☎ : (+33) 05 49 49 65 67

📠 : (+33) 05 49 49 65 70

{larabi, richard, fernandez} @ sic.sp2mi.univ-poitiers.fr

Résumé - Dans ce travail, nous présentons une méthode de quantification basée sur la matrice des palettes locales et des critères colorimétriques. La méthode proposée extrait un ensemble de couleur unidimensionnel résultant d'un partitionnement d'image. La taille de la fenêtre dépend de la valeur de la variance qui donne une information sur la dispersion des couleurs. Les ensembles de couleurs sont ensuite utilisés pour générer la matrice des palettes locales qui sera utilisée comme une image regroupant l'information importante de l'image originale. La sélection de la palette finale qui servira à quantifier l'image couleur est effectuée sur la MPL en calculant son histogramme. De ce dernier, nous extrayons récursivement la couleur la plus importante. Ensuite, nous éliminons les n couleurs qui lui sont très similaires. En cas de conflit entre des couleurs équi-fréquentes, nous faisons appel à la distance EMD qui permet de comparer deux ensembles même si leur cardinalité est différente. Finalement, l'image est quantifiée en remplaçant la couleur de chaque pixel par la couleur de la palette finale qui lui est très proche.

Abstract – In this work, we present a color quantization method based on the matrix of local pallets and colorimetric criteria. The proposed method extracts a set of one-dimensional colors resulting from image partitioning. Image windowing depends upon the image variance, which gives information on color dispersion. The color sets are then used to generate the rows of the local pallet matrix that will be used as a smaller image but more interesting. The selection of the principal pallet used to quantify the color image is accomplished on the local pallet matrix by computing the histogram. From this histogram we extract recursively the most important color. Then, we eliminate its n most similar colors. To avoid conflict between equi-frequent colors we use EMD distance that determines the best color by matching the results. Finally, image is quantified by replacing each pixel's color by the nearest color from the final pallet.

1. Introduction

Le développement des technologies nouvelles ainsi que la mise sur le marché de capteurs à prix très abordable ont contribué à générer des quantités pléthoriques de données de tout type et spécialement des images mono et multi-composantes. L'abondance des images couleur, surtout avec l'avènement de l'Internet, a incité les chercheurs à développer des outils spécifiques et bien adaptés à l'aspect multi-composantes.

Les outils fonctionnant sur des images en niveaux de gris ne sont pas tous extensibles aux espaces couleur. De plus, une image codée sur 24 bits peut offrir plus de 16 millions de couleur, alors que l'œil humain ne peut en distinguer que quelques centaines de milliers. Une réduction du nombre de couleurs ou quantification, est donc inévitable pour un gain de temps et d'espace. Cette quantification est effectuée en remplaçant la couleur d'un pixel par la couleur la plus proche de la palette finale, tout en veillant à minimiser la distorsion perceptible par l'œil.

De nombreux auteurs ont abordé le problème de la réduction du nombre de couleurs par une approche globale de

l'image [2], [3], [4], [5], [6], [8]. Celles-ci permettent de conserver les couleurs les plus fréquentes sans tenir compte des composantes colorées faiblement présentes mais perceptuellement importantes. La figure 1 montre qu'en utilisant une méthode globale et en extrayant uniquement les couleurs les plus fréquentes (région B), on risque de supprimer une information très importante (représentée par le pic A sur la figure). D'autres méthodes ont proposé de résoudre cette difficulté au travers d'une approche locale [1], [9]. Nous nous inscrivons dans ce dernier type de démarche grâce à un algorithme s'appuyant sur la matrice des palettes

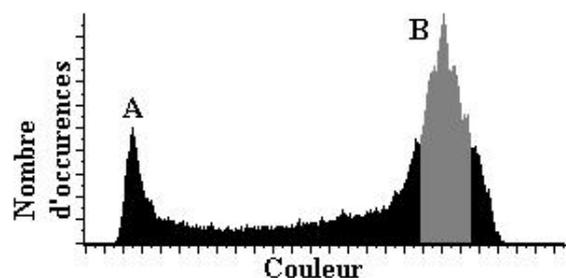


FIG. 1 : Histogramme d'un candidat

locales [10]. Une palette locale correspond à un ensemble de N couleurs dans une fenêtre de l'image avec N la taille de la palette finale.

La récupération des palettes locales permet de connaître l'influence d'une couleur dans toute l'image. La réduction de la matrice des palettes locales est effectuée en introduisant une information colorimétrique qui permet d'éviter de garder deux couleurs très similaires au sein de la palette finale.

Finalement, pour résoudre les conflits qui peuvent subsister pendant la fusion des couleurs, nous avons fait appel à une métrique permettant de calculer la distance entre deux ensembles de cardinalité différente.

2. Approche

Considérons une image I associée au multi-ensemble (C, f) , où C représente l'ensemble des couleurs présente dans une image et $f(c)$ le nombre d'occurrence de la couleur c dans l'image I .

Prenons pour tout ce qui suit les notations suivantes: P_i la i -ème palette locale de la matrice des palettes locales, P_F la palette finale. Nb_color représente le nombre de couleurs de la palette finale.

L'image I est divisée en un nombre de fenêtres qui dépend directement des caractéristiques statistiques de l'image et le nombre de couleurs à conserver. D'une part, le nombre de couleurs à conserver permet de fixer un seuil minimal de la fenêtre à utiliser. En effet, si l'utilisateur demande une palette finale de taille 16 par exemple, il ne faut pas alors que la fenêtre soit de taille inférieure à 8 (sachant que la taille des fenêtres est une puissance de 2). Choisir une fenêtre de taille 4 implique que toutes les couleurs vont être utilisées dans la MPL , ce qui complique vraiment la tâche. Finalement cette taille de fenêtre est régie par l'équation suivante :

$$Nb_color * 4 \leq f^2 \quad (1)$$

Où f représente la taille de la fenêtre.

D'autre part, le calcul de la variance globale de l'image nous permet de choisir entre deux tailles de fenêtre possibles déduites des conditions décrites précédemment. La variance est calculée marginalement sur les trois plans couleur de l'image. De plus, une valeur élevée de la variance nous indique qu'un nombre élevé de couleur existe dans l'image et par conséquent les fenêtres doivent être les plus petites possibles et vice versa. Pour choisir entre les deux tailles de fenêtre, nous avons défini un seuil de variance appelé V . Par exemple pour $Nb_color=256$:

Si variance $\geq V$ alors,
 $f = 16 \times 16;$
Sinon $f = 32 \times 32;$
Fin si;

Un des problèmes des espaces de représentation de la couleur est l'aspect multi-composante qui n'offre pas une souplesse de manipulation de structures. Pour pallier ce problème en manipulant des objets mono-composantes, nous avons opté pour un codage lexicographique des couleurs. Ce codage se sert d'un système de numération de base 256 permettant de retrouver les 3 composantes à tout moment. L'équation 2 donne l'expression du codage avec R_i , G_i et B_i sont les composantes de l'espace RGB pour un i donné et b_{256} la base 256.

$$Color = R_i + G_i.b_{256} + B_i.b_{256}^2 \quad (2)$$

Cette modélisation nous permet donc de passer d'une représentation tridimensionnelle à une représentation unidimensionnelle.

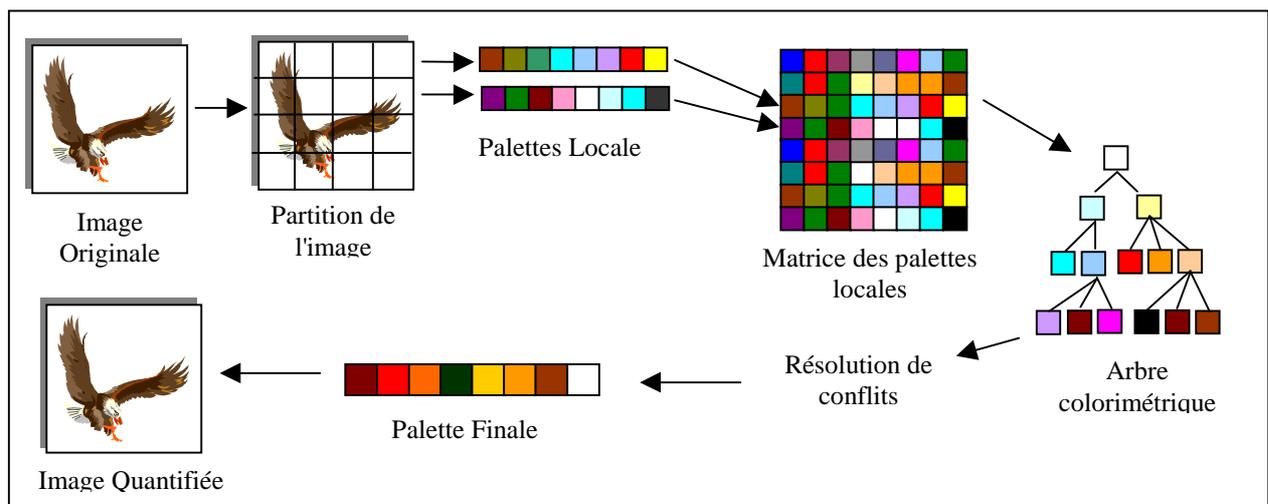


FIG. 2 : Schéma synoptique de la méthode

La matrice des palettes locales MPL est la matrice qui va recevoir les palettes locales P_i récupérées de chaque fenêtre.

Elle est considérée comme une information condensée de

l'image originale. Ses dimensions sont $n \times m$, où n représente le nombre de fenêtre et m égal à Nb_color .

Une fois la taille de la fenêtre connue, nous calculons pour chacune d'elles un histogramme local. Ceci nous permet de sélectionner les Nb_color couleurs les plus fréquentes afin de former une ligne de la matrice des palettes locales.

Le fait d'avoir des palettes locales nous donne une riche information sur les couleurs les plus présentes mais sans passer outre -comme dans certaines méthodes globales- les couleurs ayant des pics d'histogrammes moins importants mais qui sont significatif.

Après avoir formé la matrice des palettes locales, nous la considérons comme une nouvelle image représentant les couleurs les plus significatives de l'image I . Nous calculons son histogramme afin de connaître la fréquence de répétition de chaque couleur aux niveaux des palettes locales.

A ce niveau, le problème se pose comme celui de l'élaboration d'un système de mesure entre deux ensembles de couleurs de cardinalités différentes. Il est cherché une distance minimum entre la palette finale et l'histogramme de la matrice des palettes locales. Les métriques de distribution [11] rentrent dans cette problématique, qui s'est vu proposée par Rubner [12] une solution générique mais inexploitable dans le cadre de la quantification.

Nous apportons ici une contribution à ce problème par une approche pyramidale de la réduction du nombre de couleurs ; la résolution des conflits étant effectuée par l'intermédiaire de la distance EMD , proposée par Rubner.

2.1 Réduction d'histogramme par classification hiérarchique

L'algorithme classique de classification hiérarchique agglomère des individus entre eux ou des individus à des ensembles d'individus suivant leurs proximités respectives. L'arbre d'agglomération produit (dendogramme) est ensuite scindé à une hauteur donnée pour produire la classification désirée. Nous travaillons donc sur une notion d'agglomération compétitive. A chaque étape, les distances entre un individu et les autres individus ou ensembles doivent être évaluées. Pour ce faire, si l'on veut respecter la nature et le rendu de l'image, seule une distance couleur établie dans un espace perceptuellement exact est admissible. La compétition entre individus est gérée alors en fonction de leurs fréquences d'apparition puis par agglomération des individus colorimétriquement proches.

2.2 Résolution des conflits

Lorsque plusieurs candidats de même fréquence existent dans l'histogramme, ils représentent autant de solutions finales. Seule l'une d'elle minimise la distance entre l'histogramme de la matrice des palettes locales et la palette générée par ce candidat. L'idée est de générer l'histogramme réduit obtenu avec chaque candidat et ensuite mesurer la

similarité entre les histogrammes réduits et l'histogramme de la MPL . Le candidat retenu sera celui qui présente l'histogramme le plus similaire et donc, celui qui apporte une distorsion minimale. L'évaluation de cette mesure est effectuée par l'intermédiaire de la distance EMD (Earth Mover's Distance). Cette distance est définie comme suit :

$$d_{EMD}(D', D'') = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n d(c'_i, c''_j) f_{ij}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij}} \quad (1)$$

Avec D' et D'' les deux ensembles à comparer et f_{ij} les déplacements.

La distance EMD permet de mesurer une distance entre deux histogrammes indépendamment de leur tailles. Le candidat sélectionné sera ensuite aggloméré avec ses voisins couleur dans le dendogramme, dont certains pouvaient être en compétition avec lui.

3. Expérimentation

L'algorithme proposé est testé sur des images de différente catégorie (paysage, peinture, médicale,...). Les images présentées sur la figure 4 montrent que l'algorithme donne de très bons résultats. Malgré la perte énorme de couleur (de 100000 à 400 pour le tableau de Van Gogh), l'image reste de bonne qualité et surtout exploitable pour d'autres traitements.

L'expérimentation a montré que la taille de la fenêtre influe beaucoup sur la qualité des résultats (figure 3). En effet, en utilisant la fenêtre la plus petite possible, les résultats sont meilleurs.

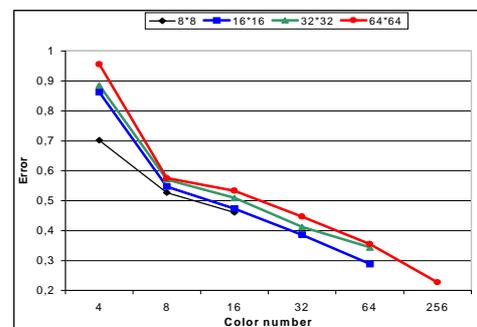


FIG. 3 : L'erreur de quantification en fonction de la taille de la fenêtre.

Le seuil V appliqué à la variance est choisi égal à 3000. Ce choix n'est pas obtenu grâce à une formule mais uniquement de l'expérimentation.

Un des constats qu'on peut faire est que la quantification avec un nombre de couleur inférieur à 16 donne des résultats, certes un peu détérioré, mais qui restent exploitable pour d'autres traitements comme la recherche d'image par le contenu.



Image de lésion dermatologique maligne (18000 couleurs)



Image quantifiée en 256 couleurs



Image de paysage (90000 couleurs)



Image quantifiée en 400 couleurs



Image tournesols (77000 couleurs)



Image quantifiée en 256 couleurs



Image Tournesol Van Gogh (+100000 couleurs)



Image quantifiée en 256 couleurs

FIG. 4 : Résultats de quantification

4. Conclusion

Les méthodes les plus efficaces en quantification sont souvent basées sur des outils de type Fuzzy C-Mean, ne permettant pas de maîtriser les résultats de classification. Nous avons proposé une approche hiérarchique dont l'intérêt réside dans la possibilité de partitionner par des critères imposés par l'utilisateur. De la même façon, cette méthode ne dépend d'aucun ordonnancement des couleurs, ni d'une

division régulière de l'espace de représentation. L'agglomération des couleurs proches permet d'éviter une redondance de celles-ci dans la palette finale et d'en optimiser l'efficacité à l'inverse de méthodes d'extraction des modes dominants d'un histogramme. Les informations de textures étant conservées par les statistiques locales d'ordre 1, sont également conservées par ce type d'approche améliorant ainsi le rendu visuel de l'image.

Références

- [1] Y. Deng, Charles Kenney, Michael S. Moore and B.S. Manjunath, "Peer Group Filtering and Perceptual Color Image Quantization", Proc. of IEEE Intl. Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), vol. 4, p. 21-24, 1999
- [2] M. T. Orchard, C. A. Bouman, Color Quantization of Images," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 39, no. 12, pp.2677 - 2690, 1991.
- [3] C. A. Bouman, M. T. Orchard, Color Image Display with a Limited Palette Size, Proc. SPIE Conf. Visual Commun. Image Processing (Philadelphia, PA), pp.522-533, Nov.8-10, 1989.
- [4] Sudhir S. Dixit, "Quantization of color images for display/printing on limited color output devices," Comput. & Graphics, vol. 15, no. 4, pp. 561-567, 1991.
- [5] Paul Heckbert. Color image quantization for frame buffer display. Computer & Graphics, 16:297-307, July 1982.
- [6] A. K. Jain and W. K. Pratt. Color image quantization. In Natl. Telecomm. Conf., volume 34D, pages 1-6, 1972. IEEE Proceedings.
- [7] X. Wu. Color quantization by dynamic programming and principal analysis. ACM Transactions on Graphics, 11(4):348-372, October 1992.
- [8] M. Gervautz and W. Purgathofer. A simple method for color quantization : Octree quantization. In Glassner, editor, Graphics Gem, pages 287-293. Academic Press, 1990.
- [9] Z. Xiang and G. Joy. Color image quantization by agglomerative clustering. IEEE Computer Graphics and Applications, 14(3) :44-48, May 1994.
- [10] M.-C. Larabi, N. Richard and C. Fernandez, "A Fast color quantization using a matrix of local pallets ", In Proc. of IEEE 29th Applied Image Pattern Recognition Workshop, Washington 2000, pp. 136-140.
- [11] M. Werman, S. Peleg and A. Rosenfeld. A distance metric for multi-dimensional histograms. Computer, vision Graphics and Image Processing, 32:328-336, 1985.
- [12] Y. Rubner, C. Tomasi and L.J. Guibas. A Metric for distributions with applications to image databases. Proceedings of the IEEE international conference on Computer vision, Bombay (Inde), pp59-66, Janvier 1998.