

Double codage des niveaux de gris : Application au corrélogramme

M. HANIFI^{1,2}, F. SEDES¹, D. ABOUTAJDINE², A. LASFAR²

¹IRIT, Université de Paul Sabatier, 118 rue de Narbonne, 31062 Toulouse CEDEX 9

{hanifi, sedes}@irit.fr

²Université Mohammed V Rabat-Agdal, 4 Avenue Ibn Battouta B.P. 1014 RP, Rabat

{aboutaj, lasfar}@fsr.ac.ma

Résumé – Dans cet article, nous présentons le corrélogramme qui représente un outil de caractérisation de texture et qui prend en compte les propriétés spatiales des niveaux de gris. On lui a appliqué notre nouvelle approche de codage détaillée dans le paragraphe 2. Ces caractéristiques de texture sont extraites en utilisant les matrices du corrélogramme du fait de leur richesse en information de texture. On applique, tout d’abord, un premier codage qui réduira le nombre de niveaux de gris en passant de 256 niveaux à 9 niveaux de gris ; Il est utilisé pour coder les textures originelles. Puis ensuite, on effectuera un deuxième codage qui fait augmenter les niveaux de gris à 16, mais en parallèle, fais améliorer la qualité de l’image et c’est à ce niveau que l’on va extraire les attributs de texture. Enfin, la classification par SVM sera réalisée à la fois sur le corrélogramme avec quantification et avec codage, afin de montrer l’efficacité de ce dernier par rapport à la méthode universelle de la quantification.

Abstract – In this article, we present the correlogram which represents a tool for characterization of texture and which takes into account the space properties of the gray levels. We applied to him our new approach of coding detailed in paragraph IV. These texture characteristics are extracted using correlogram matrix because of their wealth of information about texture. We will first present a primary coding method that reduces grey levels from 256 levels to only 9 levels; this phase will serve to code original textures. A second coding method is then applied; it re-evaluates the number of gray levels from 9 to 16 and improves image quality by the same time. It is on this level that we will extract the attributes from texture. Finally, SVM classification will be carried out at the same time on the correlogram with quantification and coding method, in the goal to show the effectiveness of this last compared to the universal quantification method.

1. Introduction

La texture est une des plus importantes caractéristiques utilisées pour identifier les différentes régions d’une image, elle est étudiée depuis une vingtaine d’années et plusieurs techniques ont été développées pour l’analyser. Son étude est difficile, car il n’existe pas de définition universelle permettant d’appréhender la notion de texture. Néanmoins, de nombreuses méthodes, utilisant des modèles statistiques ou structurels, ont été développées pour caractériser les textures. Du fait de leur richesse en information de texture, nous avons choisi d’utiliser les matrices du corrélogramme des niveaux de gris. Généralement, comme pour les matrices de cooccurrence, pour caractériser la texture, on extrayait un certain nombre de paramètres statistiques calculés sur ces matrices (les paramètres définis par Haralick), dont les plus utilisés sont l’énergie, l’entropie, le contraste et le moment inverse de différence.

Un corrélogramme présente les corrélations spatiales entre les niveaux de gris en fonction de la distance interpixel. Pour une image A de N pixels, quantifiée sur n

couleurs $\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$. Chaque pixel p en (x, y) est doté d’une couleur $A(p)$:

$$p \in A_c = A(p) = c$$

La distance interpixel est prise au sens de la norme L_∞ :

$$|p_1 - p_2| = \max\{|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|\}$$

Pour une distance $d \in \{1, 2, \dots, N\}$ fixé à priori, le corrélogramme de la couleur i par rapport à la couleur j est défini par :

$$\gamma_{c_i, c_j}^{(k)} = \text{prob}_{p \in A_{c_i}} [p_1 \in A_{c_j} \mid |p_1 - p_2| = k] \\ \forall k \in \{1, 2, \dots, d\}$$

Pour tout pixel de niveaux de gris c_i dans l’image, $\gamma_{c_i, c_j}^{(k)}$ donne la probabilité de trouver à une distance k un pixel de niveau de gris c_j .

Au vu des images sur lesquelles nous souhaitons travailler, nous nous sommes intéressés à l’analyse d’images satellitaires en utilisant une approche de type

région, sachant que cette dernière est caractérisée par ses propriétés texturales.

Les images acquises par les satellites constituent une source d'information inégalée pour la reconnaissance, le suivi, la précision, la gestion des ressources et des activités humaines de notre planète.

Elles sont un moyen efficace et économique pour extraire de précieuses informations géographiques et de véritables outils à la décision.

Ces images contribuent à observer et analyser les phénomènes d'évolution du territoire et ainsi à appréhender aux mieux les changements sur de larges zones ou sur des sites précis.

Cet article est structuré comme suit : dans la section 2, nous discutons de notre algorithme proposé pour le codage des niveaux de gris appliqué au corrélogramme. Ensuite, dans la section 3, On va s'intéresser à la classification par SVM pour tester et afficher la pertinence et l'efficacité de notre approche. Enfin, nous finirons notre travail par une conclusion.

2. Expérimentation

La recherche en traitement d'images et en vision par ordinateur s'est orientée pendant de nombreuses années sur l'extraction de l'information et sur la reconnaissance des éléments qui constituent l'image.

Nous nous intéressons dans cet article à l'extraction du contenu des images satellites à fin d'appliquer la classification.

Pour évaluer et tester notre approche, nous avons utilisé une base constituée d'images satellites.

Trois étapes différentes peuvent être employées pour calculer les caractéristiques de l'image :

- La première consiste à diviser chaque image, en niveau de gris, en des imagerie ou des blocs de taille 32*32 répartis selon la classe de l'imagerie comme le montre la figuré ci-dessous :



FIG. 1 : Extraction de classes de textures de gauche à droite : zone urbaine, sol, forêt, mer, route

- la plupart des méthodes existantes d'extraction d'information textuelle agissent directement sur l'image originelle ou sur des images résultantes d'un filtrage. La méthode d'investigation développée ici est le codage de texture de niveaux de gris. Ce codage consiste à affecter à chaque pixel de l'image une valeur de code et non un niveau de gris. En effet, on transforme l'espace de départ (image originelle) pour créer un espace intermédiaire (image codée) mettant en évidence l'information textuelle. C'est ensuite à partir de cet espace qu'on extrait les caractéristiques de texture :

a. Premier codage : Si on prend une image à niveau de gris définie sur un support de $E_{8_connexe}$ (une fenêtre 3*3), on va ordonner les neuf pixels du voisinage par ordre croissant de leur niveau de gris, puis on affecte au pixel traité, le plus haut rang correspondant à son niveau de gris dans la suite ordonnée.

Cette approche nous a permis de diminuer la taille de la matrice du corrélogramme mais aussi de dégrader la qualité de l'image, d'où la nécessité du deuxième codage.

b. Deuxième codage : Il va nous permettre d'améliorer la qualité de l'image tout en augmentant le nombre des valeurs des niveaux de gris de 9 à 16. Il permet en fait de rajouter l'information d'amplitude, qu'on a perdue au premier codage ; En effet, il se peut que deux pixels de niveaux de gris très différents se voient affectés une même valeur suite au premier codage, il a fallu donc rééquilibrer cette situation en réintégrant l'information en amplitude provenant de l'image initiale.

Le principe est le suivant: on parcourt l'imagerie initiale et l'imagerie codée, chacune de taille 3*3, pixel par pixel et on va tester les valeurs des niveaux de gris des deux imageries et leur affecter de nouvelles valeurs.

Soit x la valeur du niveau de gris de l'image initiale, I celle de l'image codée et C la nouvelle valeur du pixel.

$$\text{Si } 0 \leq x \leq 32 \text{ et } \begin{cases} 0 \leq I \leq 4 \text{ alors } C = 1 \\ \text{ou} \\ 5 \leq I \leq 8 \text{ alors } C = 2 \end{cases}$$

$$\text{Si } 32 \leq x \leq 64 \text{ et } \begin{cases} 0 \leq I \leq 4 \text{ alors } C = 3 \\ \text{ou} \\ 5 \leq I \leq 8 \text{ alors } C = 4 \end{cases}$$

·
·
·

$$\text{Si } 224 \leq x \leq 256 \text{ et } \begin{cases} 0 \leq I \leq 4 \text{ alors } C = 15 \\ \text{ou} \\ 5 \leq I \leq 8 \text{ alors } C = 16 \end{cases}$$

c. Extraction de caractéristiques : Après avoir codé les textures et avant de réaliser les classements, il faut extraire des attributs caractéristiques de texture de chacune des imageries.

De nombreuses études ont proposé des définitions au terme de texture en associant à chaque fois les schémas d'analyse permettant d'atteindre les paramètres ainsi définis (Haralick), (Gagalowicz). Les méthodes proposées expriment l'interaction spatiale existant entre un pixel et ses voisins, à une distance donnée (corrélogramme), à une distance donnée pour une direction imposée (cooccurrence)

ou sur une séquence de pixels proches dans une direction donnée (longueur de plages).

Dans cet article, nous avons utilisé les paramètres extraits du corrélogramme.

En disposant de notre base d'exemple, l'objectif est de réaliser un système de classification, en utilisant le Support Vector Machine, pour évaluer l'efficacité de l'approche proposée.

Le SVM permet de classer des objets, chacun étant décrit par un vecteur caractéristique de dimension N ; Il consiste à chercher géométriquement la surface de séparation optimale entre chaque deux classes dans l'espace de dimension N . Dans le cas de données non linéairement séparables, le SVM simule la projection des données dans un espace de dimension supérieure ; celles-ci deviennent alors linéairement séparables dans ce nouvel espace.

Au niveau de la classification, la chaîne de traitement comprend deux étapes :

a. L'apprentissage est réalisé à partir d'un certain pourcentage d'images prises au hasard. On détermine le vecteur caractéristique de chacune d'elles, puis on fournit les vecteurs ainsi déterminés au classifieur qui déterminera la surface de séparation optimale pour chacun des couples de classes.

b. Le test est à son tour effectué, à partir des images restantes. On détermine là encore les vecteurs caractéristiques, puis on les soumet au classifieur.

3. Résultats

Les résultats ci-dessous ont été obtenus avec une base d'images constituée de 120 images.

La courbe représentée par la couleur verte décrit le résultat de la classification, en appliquant la nouvelle approche du codage sur le corrélogramme, tandis que la courbe en bleu représente le pourcentage de la classification résultant de l'utilisation de la quantification.

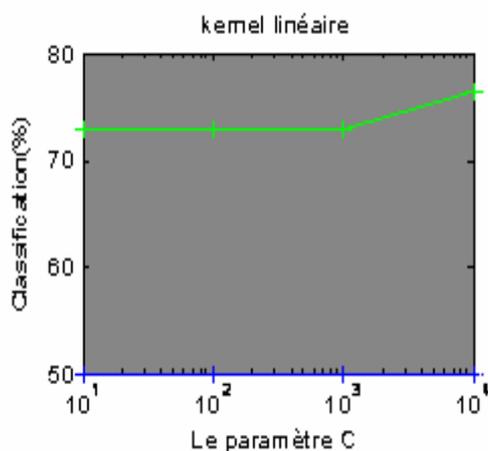


FIG. 2 : la courbe représentant le taux de classification du noyau linéaire du classifieur en fonction du paramètre C

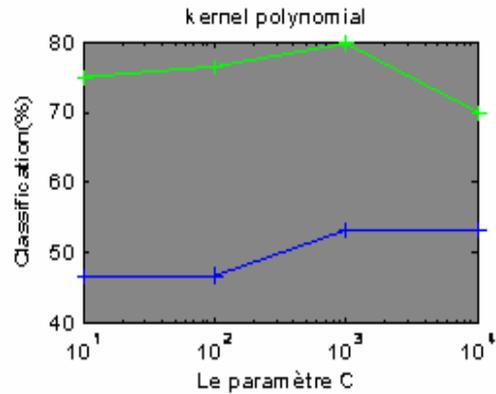


FIG. 3 : la courbe représentant le taux de classification du noyau polynomial du classifieur en fonction du paramètre C

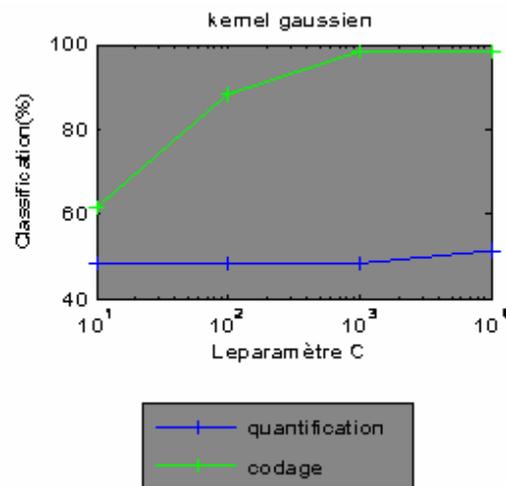


FIG. 4 : la courbe représentant le taux de classification du noyau gaussien du classifieur en fonction du paramètre C

Les graphes ci-dessus sont beaucoup plus révélateurs de l'efficacité et de la pertinence du codage appliqué sur le corrélogramme comparé à la méthode universelle de la quantification.

Pour différents noyaux (kernels) du classifieur et pour différentes valeurs de C, les résultats obtenus dénotent que le noyau gaussien est le meilleur ; il permet d'obtenir des taux de classification très importants.

4. Conclusion

Nous avons testé notre approche de codage sur les caractéristiques de texture du corrélogramme. Nous avons montré sa pertinence, qui a été évaluée au moyen d'une procédure de classification appliquée à 120 images. Sur cette base, les résultats de classification sont nettement

supérieurs à ceux obtenus à partir du corrélogramme avec quantification. En l'occurrence, avec notre méthode, nous montrons que, pour un paramètre C égale à 1000 et un noyau polynomial, le pourcentage de classification atteint 80% alors qu'il n'atteint que 53.3% avec la quantification.

L'objectif de ce papier est de mettre en valeur l'efficacité du corrélogramme avec la nouvelle approche du codage. Ce dernier met en évidence l'information textuelle recherchée et donne des résultats satisfaisants de la classification, la chose que la quantification ne permet pas, et supprime l'information superflue de façon à diminuer la quantité de données à analyser et donc diminuer les temps de calcul.

Références

- [1] M. Goossens, F. Mittelbach et A. Samarin. *The LaTeX Companion*. Addison-Wesley, 1994.
- [2] M. Hanifi, F. Sedes, D. Aboutajdine et A. Lasfar, "Extraction de caractéristiques de texture d'images satellitaires pour la classification", RIAs, la classification et ses applications, 2006.
- [3] V. Vapnik, *Statistical Learning Theory*. Wiley, 1998.
- [4] J. Huang, S. R. Kumar, M. Mitra, W.-J. Zhu, and R. Zabih. Image indexing using color correlograms. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 762-768, 1997.
- [5] J. Hunag, S.R. Kumar, R. Zabih, Automatic Hierarchical Color Image Classification, *EURASIP Journal on Applied Signal processing*, pages 151-159, 2003.
- [6] T. Yingjie, Q. Zhiqian, D. Naiyang, "A new Support Vector Machine for multi-class classification", *Proceeding of the Fifth International Conference on Computer and Information Technology*, 2005.
- [7] M. Fauvel, J. Chanussot, J.A. Benediktsson, "Evaluation of kernels for multi-class classification of hyperspectral remote sensing data", *ICASSP*, 2006.
- [8] T. Hamamura, H. Mizutani, B. Irie, "A multi-class classification method based on multiple pairwise classifiers" *Proceeding of the Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition*, 2003, pp. 809-813.
- [9] U. Kressel, "Pairwise classification and Support Vector Machines", In *Advances in Kernel Methods-Support Vector Learning*, MIT Press, Cambridge, chapter15, 1999.
- [10] C.-W. Hsu, C.-J. Lin, "A comparison of methods for multi-class Support Vector Machines", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 13, March 2002, pp. 415-425.
- [11] X. Zhang, X. L. Xiao, J. W. Tian, J. Liu, G. Y. Xu, "Application of Support Vector Machines in Classification of magnetic resonance images" *International Journal of Computers and Applications*, Vol. 28, No.2, 2006.
- [12] K. Kwang, J. Keechul, P. Hyun, J. K Hang, "Support Vector Machines for texture classification", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, NO. 11, November 2002.
- [13] L.T. Lan, Indexation et recherche d'images par le contenu, mémoire de Master, http://www-sop.inria.fr/orion/personnel/Lan.Le_Thi/MemoireMaster/Indexation%20et%20recherche%20d'images%20par%20le%20contenu.pdf.
- [14] E.L. Broek, E.M. Rikxoort, Evaluation of color representation for texture analysis, *Proceedings of the 16th Belgium-Netherlands Conference on Artificial Intelligence*, University of Groningen, October 2004.
- [15] L.D Simon, J.P. Tarel, Utilisation de la distance de Hausdorff dans un SVM, conférence *MajecStic*, Novembre 2006.
- [16] M. Singh, M. Markou, S. Singh, Color Image Texture Analysis: Dependence of Colour Spaces, *Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'02) Volume1*, 2002, pp 10672-10675.
- [17] J. Brochard, M. Khoudeir, Histogram Characterization of colored textures Using One-Dimensional Moments and Chromaticity Diagram, *Proceeding of the 15th International Conference on Vision Interface*, May 2002.
- [18] M. Fontaine, Segmentation non supervisée d'images couleur par analyse de la connexité des pixels, PhD thesis, Université de Lille I, Décembre 2001.
- [19] M. Hauta-Kasari, J. Parkkinen, T. Jaaskelainen, R. Lenz, Generalized Co-occurrence Matrix for Multispectral Texture Analysis, *Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition*, Volume 2, 1996, pp 785-789.
- [20] L. Lepisto, I. Kunttu, J. Autio, A. Visa, Data mining on non-homogenous textures, *Proceedings of the SPIE*, Volume 5098, pp. 1-9, 2003.