

DOUBLE CODAGE : APPLICATION A LA MATRICE DE COOCCURRENCE

Majdoulayne HANIFI (*,**), Florence SEDES (*), Driss ABOUTAJDINE (**), Abdelali LASFAR

hanifi@irit.fr , sedes@irit.fr , aboutaj@fsr.ac.ma , lasfar@fsr.ac.ma ,

(*) Université de Paul Sabatier, 118 route de Narbonne, 31062 Toulouse CEDEX 9 France,

(**) dUniversité Mohammed V Rabat-Agdal, 4 Avenue Ibn Battouta B.P. 1014 RP Rabat Maroc.

Mots clefs :

Caractéristiques de texture, codage, quantification, corrélogramme, matrice de cooccurrence, classification.

Keywords:

Texture characteristics, coding, quantification, correlogram, cooccurrence matrix, classification.

Palabras clave :

Características de la textura, codificación, cuantificación, correlogram, matriz del cooccurrence, clasificación.

Résumé

Dans cet article, nous présentons une comparaison entre le corrélogramme et la matrice de cooccurrence qui présente chacun un outil de caractérisation de texture et qui prend en compte les propriétés spatiales des niveaux de gris. Ces caractéristiques de texture sont extraites en utilisant les matrices du corrélogramme et de cooccurrence du fait de leur richesse en information de texture. Avant d'utiliser la matrice de cooccurrence, on applique une nouvelle approche de codage, détaillée dans le quatrième paragraphe, à notre base de données. On commence, tout d'abord, par 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, en se basant sur le premier, qui fait augmenter les niveaux de gris à 16, mais en parallèle, fait 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 la matrice de cooccurrence avec codage, afin de montrer l'efficacité de ce dernier par rapport à la méthode universelle de la quantification.

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 de cooccurrence et du corrélogramme. Généralement, 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.

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 textuelles.

2 Corrélogramme

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 niveaux de gris c_1, c_2, \dots, c_n . Chaque pixel p en (x, y) est doté d'un niveau de gris $A(p)$:

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

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 $d \in \{2, \dots, N\}$ fixé à priori, le corrélogramme du niveau de gris i par rapport à j est défini par :

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

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 .

3 SVM

Les SVM sont une méthode de classification supervisée introduite par Vapnick en 1996 (Vapnick, 1996). Elle consiste à séparer les données en trouvant le séparateur dont la marge est la plus grande possible, d'où la seconde signification des initiales SVM « Séparateur à Vaste Marge ».

Etant donné un ensemble de points d'apprentissage $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$ ou chaque x_i appartient à \mathcal{R}^d et y_i à $\{-1, 1\}$, y_i définissant la classe d'un exemple donné, l'objectif des SVM est de trouver un hyperplan permettant de séparer l'ensemble d'apprentissage de sorte que tous les points d'une même classe soient d'un même côté de l'hyperplan. Cela équivaut à trouver un hyperplan $f(x)$ défini par $w \in \mathcal{R}^d$ et $b \in \mathcal{R}$ tel que :

$$y_i \langle w, x_i \rangle + b \geq 1 - \xi_i$$

$$\text{Avec } h(x_i) = \langle w, x_i \rangle + b \quad i=1 \dots l$$

Parmi l'ensemble des hyperplans satisfaisant ces conditions, les SVM cherchent celui qui maximise la distance entre l'hyperplan et les points les plus proches de chaque classe, cette distance étant définie comme $\frac{2}{\|w\|}$. Ainsi le problème global équivaut à :

$$\min_{w,b,\xi_i} \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^l \xi_i \quad \text{tq} \quad y_i h(x_i) \geq 1 - \xi_i \quad i=1 \dots l$$

où ξ_i est la variable de relâchement d'une contrainte et C un coefficient de pénalisation du relâchement. Pour faciliter le calcul, ce problème peut se résoudre en utilisant les multiplicateurs de Lagrange α et le dual lagrangien de ce problème. Cela permet d'écrire que le vecteur w est :

$$w = \sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i x_i$$

Où les α_i^* sont la solution du problème suivant :

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i, x_j \rangle - \sum_{i=1}^l \alpha_i$$

$$\text{tq} \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C \quad \forall i$$

Ce dernier est un problème d'optimisation quadratique standard.

Finalement l'hyperplan de décision est :

$$h(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \langle x_i, x \rangle + b$$

où b est le multiplicateur de Lagrange associé à la contrainte $\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$ du problème dual. La classe d'un nouveau point x est ensuite donnée par le signe de $h(x)$.

4 Applications et résultats

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

Quatre étapes différentes peuvent être employées pour calculer les caractéristiques de chaque image.

4.1 Création d'imagettes

Consiste à diviser chaque image, en niveau de gris, en des imagette ou des blocs de taille 32*32 répartis selon la classe de l'imagette comme figuré ci-dessous :

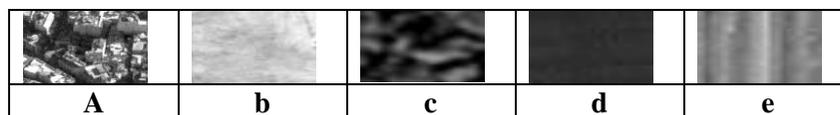


Figure1 : Illustration des cinq classes de textures de gauche à droite : zone urbaine, sol, forêt, mer, route.

La plupart des méthodes existantes d'extraction d'information texturale 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 texturale. C'est ensuite à partir de cet espace qu'on extrait les caractéristiques de texture.

4.2 Premier codage

Cette phase est basée sur la réduction du nombre de niveaux de gris de 256 à 9. Elle consiste à affecter à chaque pixel une valeur résumant une certaine information autour de ce dernier.

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 de cooccurrence mais aussi de dégrader la qualité de l'image, d'où la nécessité du deuxième codage.

4.3 Deuxième codage

Il va nous permettre d'améliorer la qualité de l'image tout en augmentant le nombre 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.

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

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

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

.

.

.

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

4.4 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 imagettes. Nous avons opté pour les matrices de cooccurrence et du corrélogramme pour comparer les résultats obtenus.

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

Le SVM permet de classifier 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.

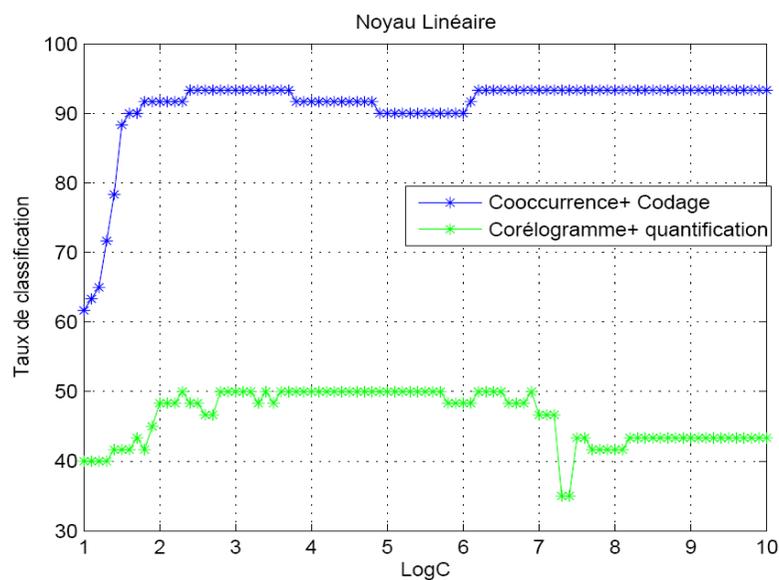
Au niveau de la classification, la chaîne de traitement comprend deux étapes :

1. 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.
2. 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.

5 Résultats

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

La courbe représentée par la couleur bleue décrit le résultat de la nouvelle approche du codage appliquée sur la matrice de cooccurrence, tandis que la courbe en vert représente le pourcentage de la classification résultant de l'utilisation du corrélogramme avec quantification.



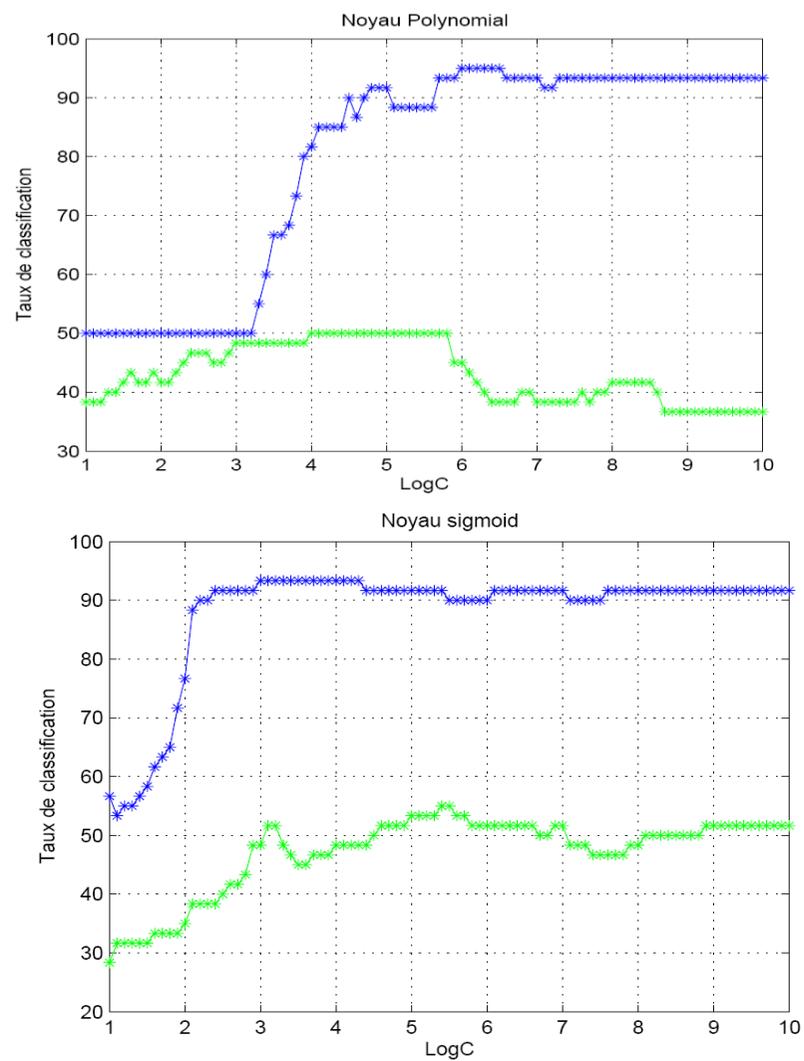


Figure 2 : Pourcentage de la classification en fonction du paramètre C pour différents noyaux (kernels).

Les graphes ci-dessus sont beaucoup plus révélateurs de l'efficacité et de la pertinence du codage appliqué à la matrice de cooccurrence.

Nous avons testé la nouvelle approche du codage de texture pour la matrice de cooccurrence ; nous avons montré son efficacité, qui a été évalué au moyen d'une procédure de classification, par SVM, appliquée à 120 imageries.

6 Conclusion

Nous avons testé notre approche de codage sur les caractéristiques de texture. Nous avons montré sa pertinence, qui a été évaluée au moyen d'une procédure de classification appliquée à 120 imageries. Sur cette base, les résultats de classification obtenus avec la matrice de cooccurrence sont nettement supérieurs à ceux du corrélogramme avec quantification. Avec notre méthode, nous montrons que, pour un paramètre C égale à 10000 et pour un noyau polynomial, le pourcentage de classification atteint 82% alors qu'il n'atteint que 50% pour le corrélogramme avec la quantification.

L'objectif de ce papier est de mettre en valeur l'efficacité de la matrice de cooccurrence avec la nouvelle approche du codage comparée avec le corrélogramme.

Le codage met en évidence l'information textuelle recherchée et donne des résultats satisfaisants de la classification, et supprime l'information superflue de façon à diminuer la quantité de données à analyser et donc diminuer les temps de calcul.

7 Bibliographie

- [1] HANIFI M., SEDES F., ABOUTAJDINE D., LASFAR A., *Extraction de caractéristiques de texture d'images satellitaires pour la classification*, RIAs, la classification et ses applications, 2006.
- [2] V. VAPNICK, *Statistical Learning Theory*. Wiley, 1998.
- [3] HUANG J., KUMAR S. R., MITRA M., ZHU W.-J., and ZABIH R., *Image indexing using color correlograms*, In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 762-768, 1997.
- [4] HUANG J., KUMAR S.R., ZABIH R., *Automatic Hierarchical Color Image Classification*, EURASIP Journal on Applied Signal processing, pages 151-159, 2003.
- [5] YINGJIE T., ZHIQUAN Q., NAIYANG D., *A new Support Vector Machine for multi-class classification*, Proceeding of the Fifth International Conference on Computer and Information Technology, 2005.
- [6] FAUVEL M., CHANUSSOT J., BENEDIKTSSON J.A., *Evaluation of kernels for multi-class classification of hyperspectral remote sensing data*, ICASSP, 2006.

- [7] HAMAMURA T., MIZUTANI H., IRIE B., *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.
- [8] KRESSEL U., *Pairwise classification and Support Vector Machines*, In *Advances in Kernel Methods-Support Vector Learning*, MIT Press, Cambridge, chapter15, 1999.
- [9] HSU C.-W, LIN C.-J., *A comparison of methods for multi-class Support Vector Machines*, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 13, March 2002, pp. 415-425.
- [10] ZHANG X., XIAO X. L., TIAN J. W., LIU J., XU G. Y., *Application of Support Vector Machines in Classification of magnetic resonance images*, International Journal of Computers and Applications, Vol. 28, No.2, 2006.
- [11] KWANG K., KEECHUL J., HYUN P., HANG J. K., *Support Vector Machines for texture classification*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, NO. 11, November 2002.
- [12] LAN L.T., *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.
- [13] BROEK E.L., RIKXOORT E.M., *Evaluation of color representation for texture analysis*, Proceedings of the 16th Belgium-Netherlands Conference on Artificial Intelligence, University of Groningen, October 2004.
- [14] SIMON L.D, TAREL J.P., *Utilisation de la distance de Hausdorff dans un SVM*, conférence MajecStic, Novembre 2006.
- [15] SINGH M., MARKOU M., SINGH S., *Color Image Texture Analysis: Dependence of Colour Spaces*, Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'02) Volume1, 2002, pp 10672-10675.
- [16] BROCHARD J., KHOUDEIR M., *Histogram Characterization of colored textures Using One-Dimensional Moments and Chromaticity Diagram*, Proceeding of the 15th International Conference on Vision Interface, May 2002.
- [17] FONTAINE M., *Segmentation non supervisée d'images couleur par analyse de la connexité des pixels*, PhD thesis, Université de Lille I, Décembre 2001.