

Analyse et Caractérisation de la texture par marches aléatoires locales dans un graphe

Y. CHAHIR¹, A. ELMOATAZ² et K. AZIZ²

¹ GREYC - URA CNRS 6072 , Université de Caen ,Campus II - BP 5186 , 14032 Caen Cedex

² Université de Caen, Groupe Vision et Analyse d'Image, Site Universitaire- BP 78, 50130 Cherbourg-Octeville

chahir@info.unicaen.fr, {abder,schupp}@greyc.ensicaen.fr, kaziz@hotmail.com

Résumé – L’analyse et la caractérisation de textures trouvent des applications dans différents domaines de l’analyse d’images, de la vision par ordinateur ou de la synthèse d’images. Particulièrement en segmentation d’images, en reconnaissance et classification d’objets où la texture reste une caractéristique importante à prendre en compte. Dans cet article, on introduit un nouveau descripteur de texture basé sur une représentation locale de l’image par un graphe de grande dimension. Il s’agit de transformer l’image en un graphe dont les sommets pouvant être des pixels, des motifs de l’image autour de pixels ou tout vecteur caractérisant la texture localement. Les arrêtes sont alors définies en terme de mesures de similarité entre les propriétés locales des pixels ou des motifs. Ce nouveau descripteur que nous proposons est basé sur l’exploration de ce graphe par analyse spectrale. Il permet de capturer les interactions locales et non locales entre pixels ou motifs composant une texture. Pour cela, nous proposons un algorithme rapide qui permet de calculer ce descripteur de texture et nous présentons les résultats de l’utilisation de ce descripteur pour la caractérisation de la texture, la détection et la segmentation d’objets visuels.

Abstract – The analysis and the characterization of textures find applications in various fields in images analysis, the computer vision or images synthesis. Particularly in image segmentation , in pattern recognition where texture remains a characteristic significant to take into account. In this article, we introduce a new descriptor of texture based on a local representation of the image by graph representation on data sets in high-dimensions. It is a question of transforming the image into a graph where a node corresponds to each pixel, image patterns around pixels or any vector characterizing texture locally. The edges are then defined in term of similarity between the local properties of the pixels or the patterns. This new descriptor that we propose is based on the exploration of this graph by spectral analysis. It makes it possible to capture the local and nonlocal interactions between pixels or patterns composing a texture. For that, we propose a fast algorithm which makes it possible to calculate this descriptor of texture and we present some results related to this descriptor for the characterization of texture, and visual objects detection and segmentation.

1. Introduction

L’analyse et la caractérisation de textures trouvent des applications dans différents domaines du traitement et d’analyse d’images, de la vision par ordinateur ou de la synthèse d’image. C’est le cas en segmentation d’images, en reconnaissance et classification d’objets où la texture est une caractéristique importante. Différents descripteurs et caractérisations ont été proposés dans la littérature. On peut citer les descripteurs basés sur l’application d’une banque de filtres comme ceux de Gabor et l’utilisation de la réponse de ces filtres comme une information pouvant caractériser localement une texture. On peut également considérer les descripteurs basés sur l’utilisation des ondelettes [1], des matrices de co-occurrence , des mesures d’énergie issues de l’analyse de Fourier, des champs de Markov ou des attributs des textons.

Depuis les travaux d’Efros et Leung [2] basés sur l’analyse des motifs pour analyser et caractériser une texture, on voit de plus en plus la nécessité de développer des outils modernes d’analyse pour capter la structure complexe des textures. Dans [3] Gabriel Peyré présente différentes méthodes pour analyser et synthétiser des textures géométriques. La géométrie locale de ces textures est représentée à l’aide d’une variété en grande dimension. Les méthodes de réduction de dimension et d’analyse spectrale sur cette variété permettent de caractériser cette géométrie. Des approches récentes pour la synthèse de texture utilisent une modélisation de texture par variété de grande dimension [4, 5].

Dans cet article, on introduit un nouveau descripteur de texture basé sur une représentation locale de l’image par un graphe de grande dimension. Il s’agit de transformer

l'image en un graphe dont les sommets pouvant être des pixels, des motifs de l'image autour des pixels ou tout vecteur caractérisant la texture localement. Les arêtes sont alors définies en terme de similarité entre les propriétés locales des pixels ou des motifs. Le nouveau descripteur que nous proposons est basé sur l'exploration de ce graphe par la marche aléatoire qu'elle engendre. Il utilise les valeurs propres de ce graphe et permet de déterminer des propriétés topologiques, reliées aux propriétés spectrales de ce graphe. Ainsi, il va permettre de capter les interactions locales et non locales entre pixels ou motifs composant une texture. Ensuite, nous proposons un algorithme rapide qui permet de calculer ce descripteur de texture et nous présentons plusieurs exemples sur des textures et des images en couleur.

2. Exploration du graphe par marches aléatoires

Nous voulons représenter un ensemble fini d'objets $\Omega = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ où $u_i \in \mathbb{R}^n$ est un élément de dimension n . Cet élément peut être un vecteur attaché à un pixel ou un motif particulier d'une image. Nous considérons un Graphe $G = (V, E)$ qui consiste en un ensemble fini $V = \Omega$ possédant N sommets et un ensemble fini $E \subseteq V \times V$ de M arêtes. Nous considérons que ce graphe est non orienté. Deux sommets u et v sont adjacents si l'arête $(u, v) \in E$. Nous considérons des graphes connexes non orientés.

Un graphe est considéré comme un graphe pondéré, si on peut lui associer une fonction de poids $w : V \times V \rightarrow \mathbb{R}^+$ avec $w(u, v) = w(v, u)$ pour chaque sommet $u, v \in V$. Cette fonction de poids reflète le degré de similarité entre deux sommets du graphe et décrit ainsi l'interaction du premier ordre entre les sommets du graphes. Son choix dépend généralement de l'application considérée.

Le graphe peut être représenté par sa matrice de similarité W : $W(u, v) = w(u, v)$ si les sommets u et v sont adjacents et $W(u, v) = 0$ dans le cas contraire. Les sommets étant liés à eux-mêmes nous avons pour tout sommet u $W(u, u) = 1$. Le degré d'un sommet u est défini par $d(u) = \sum_{v \in V} w(u, v)$.

Nous allons nous intéresser à un processus de marche aléatoire (ou de diffusion dans le graphe G). Le temps est discrétisé $t = (0, 1, 2, \dots)$. A chaque instant, un marcheur est localisé sur un sommet et se déplace à l'instant suivant vers un sommet choisi aléatoirement et uniformément parmi les sommets voisins. La suite des sommets visités est alors une marche aléatoire, et la probabilité de transition du sommet u au sommet v est à chaque étape :

$$p(u, v) = \frac{w(u, v)}{d(u)}$$

Ceci définit la matrice de transition P de la chaîne de Markov correspondant à la marche aléatoire. La matrice P est stochastique, en effet :

$$\forall u, \forall v, 0 \leq p(u, v) \leq 1 \text{ et } \sum_{v \in V} p(u, v) = 1$$

Nous pouvons aussi écrire $P = D^{-1}W$ en introduisant la matrice diagonale des degrés des sommets D : $D(u, u) = d(u)$ et $D(u, v) = 0$ pour $u \neq v$.

Considérons $p_t(u, v)$ le noyau correspondant à la t ème puissance de P : $P^t \cdot p_t(u, v)$ peut être interprété comme la probabilité pour un marcheur d'attendre le sommet v en partant du sommet u en t étapes.

L'intérêt d'introduire cette matrice de transition est que l'exploration du graphe par la marche aléatoire qu'elle engendre permet de déterminer des propriétés topologiques du graphe [6], reliées aux propriétés spectrales de P .

La décomposition spectrale de la matrice P donne un ensemble de valeurs propres $|\lambda_1| = 1 \geq |\lambda_2| \geq \dots \geq |\lambda_{N^2}| \geq 0$ engendrant un ensemble de vecteurs propres $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_m\}$, solutions de :

$$P \phi_m = \lambda_m^t \phi_m.$$

Considérons la transformation suivante :

$$\psi_t : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{m(t)} \\ u \rightarrow \psi_t(u) = (\lambda_1^t \phi_1(u), \lambda_2^t \phi_2(u), \dots, \lambda_{m(t)}^t \phi_{m(t)}(u))$$

Cette transformation est communément utilisée maintenant pour l'analyse et la réduction de donnée de grande dimension [7,8]. Elle permet donc de passer d'un espace de mesure de dimension n à un espace de représentation homogène de dimension $m(t)$ plus réduit représentant toutes les informations ainsi que les propriétés structurales du graphe. Cette information est principalement captée par les premiers vecteurs propres de P^t liés aux plus grandes valeurs propres. On a généralement $m(t) \leq 3$.

Dans le cadre de l'analyse et de la caractérisation de la texture, nous allons nous intéresser aux valeurs propres pour trouver un descripteur de texture unique et simple à calculer. Les vecteurs propres de la matrice de transition P^t peuvent être interprétés comme la généralisation des fonctions de Fourier sur un graphe.

Ainsi les valeurs propres de faibles valeurs correspondent aux vecteurs propres de hautes fréquences, et celles de fortes valeurs correspondent aux vecteurs de basses fréquences. Si on considère alors que la texture est caractérisée par les hautes fréquences et si on ordonne les valeurs propres λ_i par module croissant, on peut espérer que les valeurs propres à partir de l'ordre 2 ou 3, qui sont une sorte de projection locale de l'image sur les vecteurs

de haute fréquence, captent une grande partie de l'information texture.

La figure (fig.1) montre différentes fenêtres de texture de même taille. A chaque pixel de la fenêtre, est associé un vecteur constitué par un motif composé des valeurs de l'image autour d'un voisinage 3x3 autour du pixel.

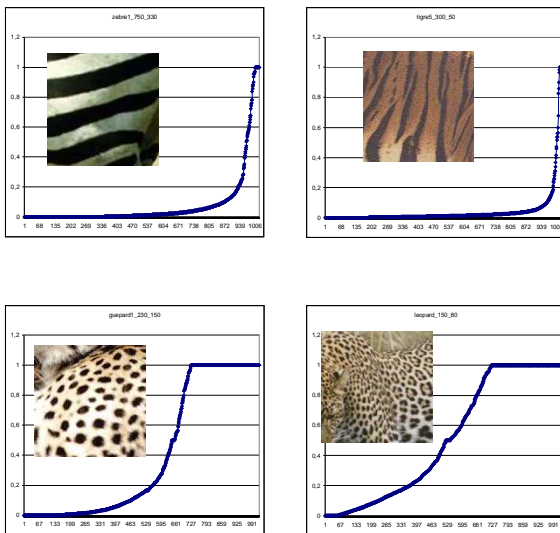


Figure 1: Profil des valeurs propres (ordonnées par module croissant) des graphes.

Ces différents profils illustrent la capacité de discriminer différentes textures à partir de toutes les valeurs propres. Pour caractériser la texture nous proposons le descripteur suivant : $\Gamma(G) = \sum_{i=1}^N \lambda_i$

qui est égale à la trace de la matrice de transition représentant le graphe : $\Gamma(G) = \sum_{i=1}^N \lambda_i = \sum_{i=1}^N P(i,i)$

Ainsi, nous pouvons calculer le descripteur sans passer par la décomposition spectrale de la matrice de transition P .

3. Caractérisation de textures

Dans cette section, nous décrivons les étapes de calcul du descripteur proposé pour la caractérisation de textures. Le tableau ci-dessous (Tab.1) résume les principales étapes de notre approche de caractérisation de la texture.

TAB. 1 : Pseudo-code : Caractérisation de la

- | |
|--|
| <p>Pour une image (en niveau de gris ou en couleur) :</p> <ul style="list-style-type: none"> - On considère un voisinage carré $T \times T$ de taille donnée, centré autour de chaque pixel de l'image. - Chaque pixel du voisinage est considéré comme un sommet du graphe, auquel est attaché un vecteur de caractéristiques. - On choisit une mesure de similarité $w(.,.)$ reflétant l'interaction entre nœuds du graphe. - Construction de la matrice de transition P associée au graphe. - Calcul de la trace de P. |
|--|

Il faut remarquer que la méthode que nous proposons offre un cadre général et un descripteur unique pour la caractérisation de texture. En effet à chaque pixel de l'image, on peut associer un vecteur donné caractérisant une texture. Ce vecteur peut être simplement un motif constitué des pixels dans un voisinage donné, ou un vecteur caractérisant la réponse à différents filtres. Cette construction est extrêmement flexible, car il y a une multitude de choix au niveau des filtres : Par ex. les ondelettes à différents échelles, des motifs, ou toutes autres mesures locales ou semi-locales.

4. Expérimentations

Les images de la figure 2, illustrent des exemples de caractérisation et de détection d'objets visuels par le descripteur proposé sur des images diverses et variées. Les premières expérimentations avec l'utilisation du descripteur proposé donnent des résultats très satisfaisants. Comme, on peut le voir dans les images de la figure 2-B, les objets texturés (ou avec des motifs particuliers) sont bien mis en évidence.

Ces images représentent le résultat de caractérisation locale des interactions entre pixels. Cette caractérisation permet non seulement de fournir des mesures pour caractériser les zones homogènes, au sens de l'information caractéristique de haute fréquence, mais surtout une précision de frontière typique qui peut servir pour la détection d'objets, voire pour la segmentation.

Cette mesure nous fournit une information robuste sur les variations d'intensité intrinsèques entre les pixels. Les images de la figure 2-C montrent le résultat de détection et de segmentation par classification des pixels. En fait, il s'agit d'une superposition des contours des objets d'intérêt détectés sur l'image d'origine.



Figure 2 : Caractérisation de la texture par exploration de graphes de grandes dimension

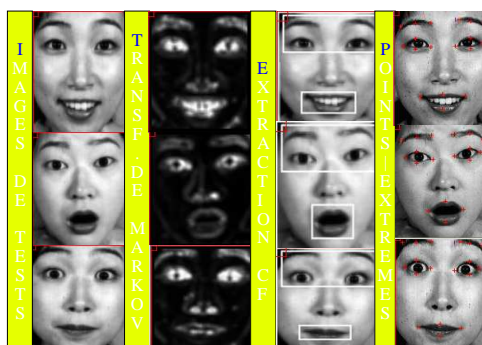


Figure3 : Caractérisation de composantes faciales

La figure 3 montre un autre exemple de l'utilisation de notre descripteur dans un processus d'extraction de composantes faciales pour une catégorisation d'expressions faciales.

5. Conclusion

Dans ce papier, nous avons montré les différentes étapes de construction du graphe caractérisant des textures à partir d'une image. Nous avons présenté un descripteur basé sur l'exploration de ce graphe par analyse spectrale qui permet de capturer les interactions locales et non locales entre les pixels voir des motifs composant une texture. Nous avons également proposé un algorithme rapide qui permet de calculer ce descripteur de texture, en optimisant le temps de calcul en évitant la décomposition spectrale de chaque matrice de transition correspondant au graphe de diffusion locale. Cette approche présente un avantage par rapport à d'autres solutions existantes basées uniquement sur le

niveau de gris [10] puisqu'il permet de tenir compte de toutes les propriétés statistiques de la texture liées au graphe local pour caractériser au mieux l'information visuelle. D'ailleurs, nous avons mené des travaux sur la caractérisation de composantes faciales et la catégorisation des expressions faciales[11,12]. D'autres travaux sur la fusion de données, en exploitant la diffusion sur graphe par marches aléatoires en cours d'étude.

Références

- [1] S. Mallat. A Wavelet Tour of Signal Processing. Academic Press, Dan Diego, 1998.
- [2] A. A. Efros, T.K Leung. Texture synthesis by non parametric sampling. ICCV'99: Proceeding of the International Conference on Computer Vision-Volume 3, page 1033, 1999.
- [3] G. Peyre. Texture synthesis and modification with a patch-valued wavelet transform. Proc. SSVM, p.640-651, June 2007
- [4] V. Kwatra, I. Essa, A. Bobick, N. Kwatra, Texture optimization for example-based synthesis. ACM Transactions on Graphics, SIGGRAPH 2005, 2005.
- [5] S. Lefebvre and H. Hoppe. Appreance-space Texture synthesis. ACM Trans. Graph, 25(3): 541-548,2006.
- [6] S. Ingeve, A. Eriksen Kasper, M. Sergei and Sneppen Kim, Diffusion on complex networks : a way to probe their large-scale topological structures. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 336(1-2) : 163-173, May 2004.
- [7] B. Gaveau, A. Lesne, L.S Schulman, Spectral signatures of hierarchical relaxation, Physical Letters A: 258, pp 222-228
- [8] R.R Coifman, S. Lafon, A. B. Lee, M. Maggioni, B. Nadler, F. Warner, S. Zucker. Geometric diffusions as a tool for harmonic analysis and structure definition of data Diffusion map. Proceeding of the National Academy of Science, 102: 7426-7431, May 2005.
- [9] S. Bougleux, A. Elmoataz, M. Melkemi. Discrete Regularization on Weighted Graph for Image and Mesh Smoothing. Proc SSVM 2007, 2007
- [10]Alireza Tavakoli Targhi, Mårten Björkman, Eric Hayman and Jan-Olof Eklundh: Real-Time Texture Detection Using the LU-Transform. In the Workshop on Computation Intensive Methods for Computer Vision, in conjunction with ECCV 2006.
- [11] Y. Chahir, Y. Zinbi et K. Aziz , "Catégorisation des expressions faciales par marches aléatoires sur graphe", Papier soumis à CORESA 2007.
- [12] Y. Chahir, A. Elmoataz and Y. Zinbi, "Facial expression recognition using Random Walk on Graph", International Journal Of Pattern Recognition And Artificial Intelligence, Special Issue on Facial Image Processing and Analysis, 2007 (Submitted)
- [13] Y. Chahir, A. Elmoataz, S. Scüpp, K. Aziz, Texture Characterization and Segmentation using Local Markov Random Walk on Graph, submitted to ACM Multimedia 2007