

Application des paquets d'ondelettes à la segmentation d'images texturées

Rachid Zarita, Sylvie Lelandais

Centre d'Etudes en Mécanique d'Ile-de-France
Groupe Systèmes Complexes
40, Rue du Pelvoux - CE 1455 Courcouronnes
91020 - Evry Cedex, France

RÉSUMÉ

Une méthode pour l'extraction d'images caractéristiques utilisées comme base pour la segmentation d'images texturées est exposée. L'image en entrée est d'abord décomposée en quatre sous-images à l'aide de filtres issus de la théorie des ondelettes. Afin d'estimer les sous-images sujettes à décomposition, un vecteur d'attributs statistiques est utilisé. Une représentation arborescente prenant en compte les caractéristiques statistiques ainsi que les composantes multi-échelles de l'image est ainsi obtenu. Un algorithme de classification de données utilisant cette représentation permet la classification de chaque pixel de l'image. Les résultats de la segmentation montrent l'efficacité de cette approche.

ABSTRACT

A feature extraction method used in textured images segmentation is exposed. The input image is first decomposed into four sub-images by filtering with wavelet filters. We use a vector of statistical features to decide whether a decomposition is needed for a given sub-image. We thus obtain a tree structure representation of the image. This representation takes into account the statistical as well as the multiscale components of the image. A clustering algorithm uses this representation in order to classify every pixel in the image. The obtained results deal with good segmentation of the images.

pour augmenter la résolution d'une image caractéristique sans remettre en cause l'orthogonalité de la représentation.

1 Introduction

La texture est une propriété importante de la surface d'un objet. En dépit de son importance, il n'en existe pas de définition formelle. La segmentation d'images texturées est donc un problème difficile. La première étape intervenant dans un processus de segmentation est l'extraction des caractéristiques des images. Le choix d'une méthode d'extraction des caractéristiques est déterminant. Parmi les nombreuses méthodes d'extraction de caractéristiques, on peut citer : les méthodes statistiques [7][8], les méthodes dites par filtrage [13] ou encore les méthodes dites « coarse-to-fine » [12]. Des études sur le système visuel humain [8] ont mis en évidence que celui-ci effectue un partitionnement du plan fréquentiel, en sélectionnant les bandes de fréquences les plus importantes, permettant ainsi la distinction de différentes régions dans une image. En nous basant sur cette constatation, nous introduisons une méthode d'extraction de caractéristiques de la texture fondée sur la décomposition de l'image sur une gamme étendue d'échelles. Nous utilisons pour cela les paquets d'ondelettes [10]. L'image est initialement décomposée en quatre sous-images à une résolution inférieure. Pour chaque sous-image une évaluation de la nécessité de sa décomposition est effectuée en utilisant un vecteur d'attributs statistiques [14]. Les images caractéristiques qui sont les feuilles de l'arbre ainsi obtenu, sont de dimensions inférieures à celles de l'image initiale. Pour segmenter une image, il est nécessaire d'avoir, pour chaque pixel de cette image, un ou plusieurs attributs. Nous proposons pour cette raison une technique

2 Extraction des images caractéristiques

L'algorithme d'extraction des caractéristiques que nous proposons est constitué de deux étapes : La première vise à extraire, de l'image à segmenter, toutes les sous-images issues des canaux fréquentiels les plus significatifs. Les coefficients d'ondelettes de Daubechies [9] sont utilisées pour la décomposition représentée sur la figure 1. L'image en entrée S^j est décomposée, à l'aide des filtres h et g respectivement passe bas et passe haut, en quatre sous-images S^{j-1} , D_1^j , D_2^j et D_3^j où j représente la résolution. L'estimation des canaux dominants est réalisée en introduisant un vecteur d'attributs statistiques de cinq composantes calculées à chaque résolution pour chaque sous-image. Il s'agit de quatre paramètres issus des matrices de cooccurrences (contraste (f2), moment inverse des différences (f5), somme des variances (f7) et une mesure de la corrélation (f12)) [8] et d'un paramètre (pourcentage des plages (RF5)) issu des matrices des longueurs de plages [7]. Le choix de ces paramètres résulte de plusieurs études de la corrélation entre les indices de texture [BRUS-94][4]. Ces statistiques étant au moins d'ordre deux, elles constituent une bonne estimation du contenu visuel d'une image.

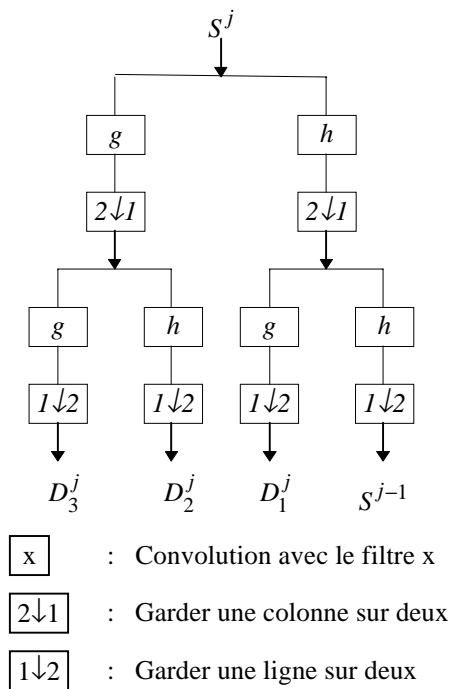


Figure 1. Décomposition multirésolutions d'une image.

La décomposition de toutes les sous-images et à toutes les résolutions étant en général onéreuse et sans grand intérêt, nous définissons un critère d'énergie permettant de ne décomposer que les sous-images les plus riches en information [15]. Il en résulte une structure arborescente de type « quadtree » dont les feuilles représentent les canaux fréquentiels dominants. Chaque feuille de l'arbre est accompagnée d'un vecteur d'attributs statistiques. La distance euclidienne entre les vecteurs d'attributs de l'image initiale et une feuille donnée de l'arbre est considérée comme représentative de la quantité d'information transmise par l'image initiale à la feuille. Plus cette distance est grande, moins la feuille est porteuse d'énergie. Ceci permet de sélectionner, parmi toutes les sous-images obtenues, celles qui contiennent le plus d'information.

La deuxième étape vise à construire à partir d'un nombre restreint de feuilles convenablement choisies¹, les images caractéristiques correspondantes, de même taille que l'image initiale.

La théorie des ondelettes assure une parfaite reconstitution de l'image de départ comme combinaisons linéaire de la totalité des sous-images obtenues [9]. Afin d'extraire l'image caractéristique correspondant à un canal fréquentiel donné, nous abordons le processus de reconstitution mais en prenant la précaution d'annuler toute contribution des autres canaux. Cette technique permet de générer des images caractéristiques de même taille que l'image initiale tout en préservant les propriétés d'orthogonalité et d'unicité de la décomposition.

3 Segmentation

Partant de l'image à segmenter I , l'algorithme décrit ci-dessus construit un nombre non fixé a priori d'images

caractéristiques C_1, C_2, \dots, C_n . Chacune d'entre elles est une variable décrivant un attribut à chaque pixel de l'image dans un canal fréquentiel donné comme le montre la figure 2.

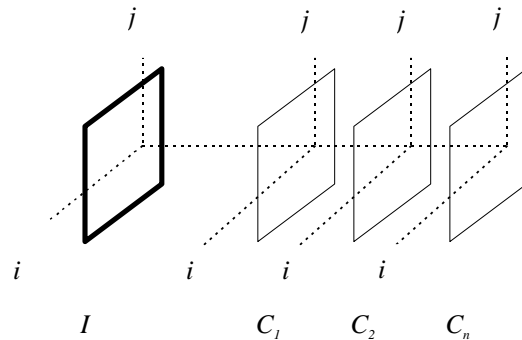


Figure 2. Vecteur d'attributs de chaque pixel d'une image.

A un pixel $I(i,j)$ appartenant à l'image initiale I est associé un vecteur d'attributs $[C_1(i,j), C_2(i,j), \dots, C_n(i,j)]$ de n composantes issues des images caractéristiques. Dans notre représentation, les images caractéristiques sont classées par ordre d'importance. Au plus une dizaine d'images caractéristiques sont généralement sélectionnées. Les différentes étapes pour la segmentation de l'image initiale sont illustrées par la figure 3.

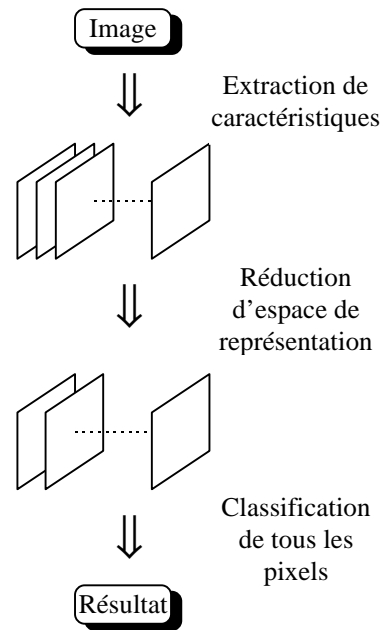


Figure 3. Méthode multidimensionnelle de Segmentation d'une image.

L'extraction des caractéristiques de l'image à segmenter est la première étape de toute procédure de segmentation. Les caractéristiques extraites doivent être représentatives de l'information utile présente dans l'image. Il est nécessaire d'appliquer à cette étape une méthode d'extraction de caractéristiques prenant en compte toutes les composantes des textures. L'algorithme de décomposition présenté ci-dessus, représente un modèle de texture multirésolution sans perte ni redondance d'information.

¹ Les feuilles les plus proches de l'image initiale

L'expérience a montré qu'il est préférable de procéder à un lissage de chaque image caractéristique en amont de la classification des pixels. Ceci permet de rapprocher les attributs de pixels appartenants à une même classe et d'accentuer la dissemblance entre attributs de pixels issues de régions de textures différentes.

L'étape de réduction de dimensionnalité de l'espace des caractéristiques est cruciale car elle permet d'aboutir à un nombre réduit de variables décorréelées décrivant chaque pixel de l'image. Ceci confère une plus grande précision à la classification des pixels, tout en réduisant le temps de calcul. Nous utilisons à cet effet la transformation de Karhunen-Loeve. Celle-ci effectue une analyse en composantes principales suivie d'une projection de l'espace de départ (images caractéristiques) sur les axes factoriels dominants.

L'algorithme de classification utilisé est connu sous le nom d'algorithme des nuées dynamiques [6]. Cet algorithme nécessite la connaissance au préalable du nombre de classes ou régions homogènes qui composent l'image et se prête bien au « clustering » de nuages de points de tailles importantes. Les classes sont représentées par leurs centres d'inertie. Le but de l'algorithme est de minimiser la variance intraclasse, dite aussi critère d'adéquation, en alternant calcul de nouveaux centres d'inertie à partir d'une répartition de classes donnée et calcul des nouvelles classes à partir de centres d'inertie donnés (voir figure 4).

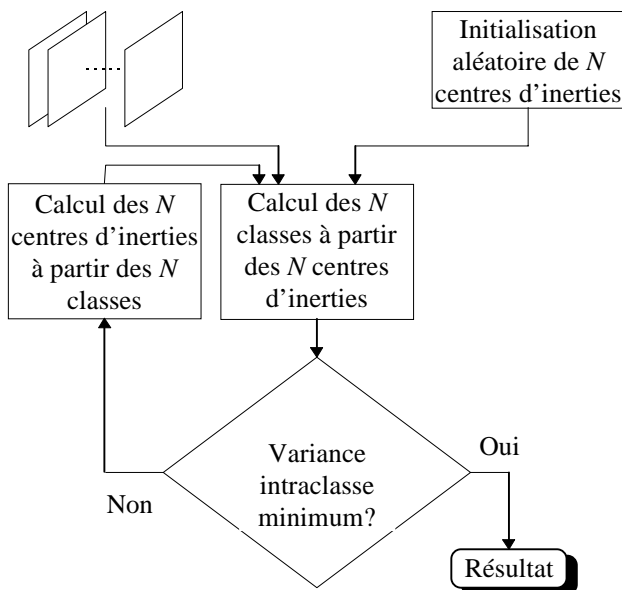


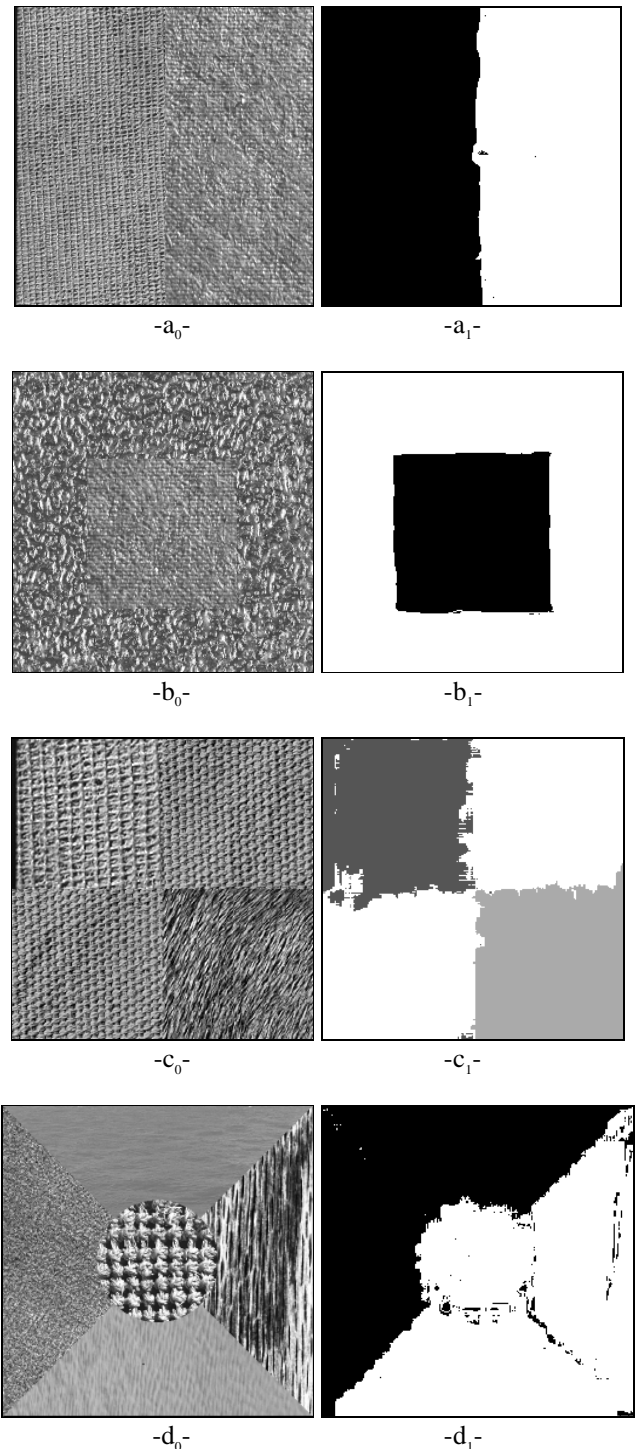
Figure 4. algorithme des nuées dynamiques.

L'algorithme converge toujours vers une solution optimale. Notons que celle-ci est liée à l'initialisation des centres d'inertie. Dans notre présente étude, ces derniers sont initialisés de manière aléatoire.

4 Résultats et commentaires

Afin de mettre à l'épreuve la méthode de segmentation présentée, nous utilisons des images de textures issues de l'album de Brodatz [3]. Sur une même image apparaissent plusieurs textures avec des caractéristiques différentes. Sur

certaines images les textures sont séparables grâce à leurs propriétés statistiques (Figure 5. a_0 et b_0) tandis que pour d'autres la différence ne peut être perçue qu'à plusieurs résolutions (Figure 5. c_0 et d_0). Afin de montrer les limites de notre méthode, nous utilisons des textures difficiles à distinguer si l'on ne prend pas en compte la directionalité (Figure 4. e_0).



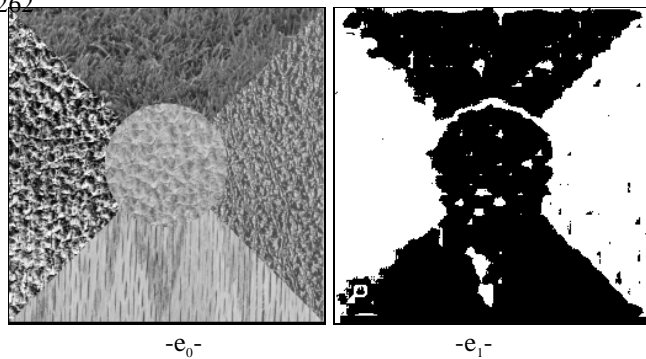


Figure 5. A droite : l'image à segmenter, à gauche : le résultat de la segmentation.

On constate que toutes les classes ont été retrouvées. Il est important de noter que la méthode présentée ne nécessite que très peu de paramètres à régler et que les paquets d'ondelettes sont construits récursivement à partir des deux filtres h et g . Ceci confère à notre approche plus de souplesse comparée à d'autres méthodes dans la même catégorie comme les méthodes basées sur les filtres de Gabor [11] avec des résultats tout aussi comparables.

Cependant, quelques problèmes subsistent et notamment aux frontières entre les textures. L'imprécision de la détection des frontières et la multiplication de classes de très petites tailles sont dues au fait que l'on applique la classification des pixels pour l'image entière, négligeant ainsi les variations très locales qui ne sont pas de même importance sur l'image entière. Ce problème subsiste encore plus lorsque le nombre de classes est important (Figure 5. d_0 et e_0).

5 Conclusion

Les différentes expériences ont été menées afin de montrer aussi bien les points forts de notre approche que ses limites. Il apparaît clairement que les problèmes de directionalités dans les textures sont à prendre en considération. Le résultat de la segmentation de l'image de la figure 5. e_0 explique cette nécessité. Pour cela, nous étudions la possibilité d'intégrer, dans notre approche, les méthodes introduite par J. Bigün [1].

Afin de remédier aux problèmes de l'imprécision des frontières entre les textures, nous procédons actuellement à la segmentation non pas de l'image entière mais plutôt sur des fenêtres de petites tailles. Ce qui à notre sens pourrait améliorer la qualité de la segmentation mais aussi accélérer le temps de calcul. En effet, si la taille de la fenêtre est convenablement choisie, celle-ci se trouvera rarement entre deux régions de textures différentes. Des travaux [2], montrent que l'on peut aisément détecter si la fenêtre est dans une région homogène ou pas. Ce qui permet de n'appliquer l'algorithme de classification des nuées dynamiques que lorsque la fenêtre contient deux ou plusieurs régions différentes. L'utilisation de l'algorithme de Coleman et Andrews [5] permettrait de ne pas avoir à fixer au préalable le nombre de classes dans l'image. Cet algorithme est une variante des nuées dynamiques avec estimation du nombre de classes dans l'image. En effet, le produit des traces des matrices de variance-covariance inter et intra-classes, ou indice de séparabilité, passe par un maximum

lorsque le nombre de classes présentes dans l'image est atteint.

6 Références

- [1] J. BIGÜN, « Multidimensional Orientation Estimation with Application to texture Analysis and Optical flow », IEEE Trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence. Vol. 13. No. 8. 1991.
- [2] J. BIGÜN, « Unsupervised feature reduction in image segmentation by local transforms », Pattern Recognition Letters 14 (1993) pp. 573-583.
- [BRUS-94] C. BRUSQUE, « Métrique du bruit visuel en site urbain nocturne pour l'optimisation des signaux routiers », Thèse Université de Saint-Etienne, France, 1994.
- [3] P. BRODATZ, « Textures: a Photographic Album for Artists and Designers », Dover, New York, 1965.
- [4] D. A. CLAUSI. « Texture Segmentation of SAR Ice Imagery ». A thesis presented to the University of Waterloo. Waterloo, Ontario, Canada, 1996.
- [5] J.-P. COCQUEREZ, S. PHILIPP, « Analyse d'images : filtrage et segmentation », Masson, Paris, (1995).
- [6] E. DIDAY, J. LEMAIRE, J. POUJET, F. TESTU, « Eléments d'analyse de données », Dunod, Paris, (1982).
- [7] M.M. GALLOWAY, « Texture analysis using gray level run lengths », Computer Graphics and Image Processing , N°4, 1975, pp.172-179.
- [8] R.M. HARALICK, K. SHANMUGAM and I. DINSTEIN, « Textural features for image classification », IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-3, N°6, November 1973, pp.610-621.
- [8] B. JULESZ, « Experiments in the visual perception of texture », Scientific American, Vol.232, June 1977, pp.765-771.
- [9] S.G. MALLAT, « A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation », IEEE Trans. on P.A.M.I., Vol. 11, 1989, pp.674-693.
- [10] Y. MEYER, « Les ondelettes, algorithmes et applications », Editions Armand COLIN, Paris, France, 1992.
- [11] O. PICHLER, A. TEUNER and B. J. HOSTICKA, « A comparison of Texture Feature Extraction Using Adaptive Gabor Filtering, Pyramidal And Tree Structured Wavelet Transforms ». *Pattern Recognition*, Vol. 29, No. 5, pp. 733-742, 1996. Elsevier Science Ltd.
- [12] P. SCHROETER & J. BIGÜN, « Hierarchical Image Segmentation by Multi-Dimensional Clustering and Orientation-Adaptive Boundary Refinement », *Pat. Recog.*, Vol. 28, No. 5, pp 695-709, 1995. Elsevier Science Ltd.
- [13] M. UNSER & M. EDEN, « Multiresolution Feature Extraction and Selection for Texture Segmentation ». IEEE Trans. on Patt. Analysis and Machine Intelligence. Vol. 11. No. 7. pp 717-728. July 1989.
- [14] R. ZARITA & S. LELANDAIS, « Un algorithme multirésolution pour l'analyse des textures », AGI'96 - Automatique - Génie Informatique - Image -, Tours, France, 6-7 Juin 1996, pp. 349-352.
- [15] R. ZARITA & S. LELANDAIS, « Wavelets and High Order Statistics for texture classification », SCIA'97-Scandinavian Conference on Image Analysis, Lappeenranta, Finland, 9-12 Juin 1997, à paraître.