



DETECTION DE CONTOURS BASEE SUR LA PERCEPTION VISUELLE EN VUE DE LA SEGMENTATION D'IMAGES

K. CHEHDI, Q. M. LIAO

ENSSAT - LASTI / Groupe Image
B.P. 447; 6, rue de kerampont; 22 300 LANNION FRANCE

RÉSUMÉ

Dans cet article, nous proposons une méthode de segmentation par coopération région-contour. Elle fait appel aux gradients orientés et est basée sur une fonction de perception visuelle. Cette fonction est utilisée comme critère de décision pour sélectionner les points de contours. Cette opération permet de mettre en évidence les contours les plus significatifs, de fermer et de lier la majorité d'entre eux. Enfin, pour supprimer les résidus de contours pouvant rester à l'intérieur des régions et pour segmenter correctement les images en régions homogènes, nous avons utilisé plusieurs procédures faisant coopérer régions et contours. Cette méthode a été appliquée sur des images satellitaires et a montré son efficacité.

1. INTRODUCTION

En télédétection, l'imagerie satellitaire à haute résolution est largement utilisée. Jusqu'à présent des études ont été menées sur l'interprétation des scènes d'images aériennes par analyse multispectrale. Dans le cadre de la segmentation d'images satellitaires, nous avons cherché à caractériser ces images par une approche basée sur l'analyse spatiale.

Plusieurs méthodes de segmentation existent dans la littérature que l'on peut répertorier en trois catégories: méthodes statistiques [1] [2] [3] [4] [5] [6] [7] [8] [9] [10], méthodes structurelles [1] [10] [11], méthodes structurelles-statistiques [1] [12] [13] [14] [15]. Certaines méthodes de la première catégorie donnent de bons résultats mais elles sont coûteuses en temps et en espace mémoire. Celles de la deuxième catégorie ne peuvent être utilisées que lorsqu'il existe des relations spatiales entre les éléments structurants d'une texture. Les méthodes de la troisième catégorie sont en général assez performantes car la modélisation d'une texture tient compte de l'information ayant des propriétés

ABSTRACT

In this paper we propose a segmentation method using a cooperation between edges and regions. It is based on oriented gradients and on a visual perception function. This function is used as a decisional criterion to select the most relevant edge points. This operation allows us to bring the most significant edges to the fore, to close and link the majority of them. Finally, to remove the edge residues which can remain inside the regions and to segment the images perfectly into related homogeneous regions, we have used several procedures based on edge-region cooperation. This method was applied on satellite images and showed its efficiency.

visuelles. Notre méthode appartient à cette dernière catégorie où la segmentation s'effectue à partir des contours. La qualité de la segmentation dépend donc étroitement de la pertinence des contours détectés. Dans ce sens, nous avons mis au point une méthode de détection de contours en vue de segmenter les images.

Dans cet article nous présentons tout d'abord la méthode développée puis les résultats expérimentaux.

2. DETECTION DE CONTOURS ET SEGMENTATION

L'analyse effective de textures pose des difficultés d'ordre pratique et théorique. En effet, les niveaux de gris d'une région considérée comme homogène fluctuent, ce qui rend leur caractérisation difficile. L'extraction de primitives pertinentes devient une étape nécessaire avant la phase de la segmentation.

Comme il est difficile de modéliser une texture, nous avons introduit dans la méthode de segmentation une fonction de perception visuelle construite à partir de plusieurs images simulées. Cette fonction permet de



détecter des contours en fonction de leur contraste ou visibilité. La visibilité d'un contour est principalement caractérisée par son niveau de gris et la différence des niveaux de gris de ses voisins. Ceci nous a conduit à redéfinir la notion de contour de la manière suivante: *un contour est défini par l'ensemble des points de l'image dont le voisinage immédiat présente au moins un niveau de gris visuellement différent.*

La fonction de perception visuelle ne prend pas en compte la non homogénéité des régions, ce qui nous permet d'extraire des contours pertinents, éléments discriminants nécessaires à la segmentation des images.

2.1. Détection de points de contours

Pour détecter un contour, nous avons utilisé le passage par zéro de la dérivée seconde suivant quatre directions: horizontale, verticale, diagonale et anti-diagonale [16] et pour déterminer les points pertinents nous avons rejeté tout point de contours ne correspondant pas au maximum du gradient suivant les quatre directions.

Ce critère donne des résultats globaux moyennement satisfaisants, c'est pourquoi, une étape supplémentaire s'impose. Nous avons donc introduit un autre critère de décision.

2.2. Sélection de points de contours.

Les points de contours pertinents sont sélectionnés par une opération de seuillage. Le seuil utilisé peut être déterminé soit automatiquement par la fonction de perception visuelle [16] soit empiriquement. La fonction de perception visuelle notée $f(I)$ comprend trois zones de décision (figure 1).

Suivant la valeur du gradient et du niveau de gris du pixel $p(i,j)$ les contours peuvent être classés en trois catégories: contours forts, contours moyens et contours faibles. La valeur du seuil permettant le choix des contours pertinents est donc déterminée en fonction de $f(I)$.

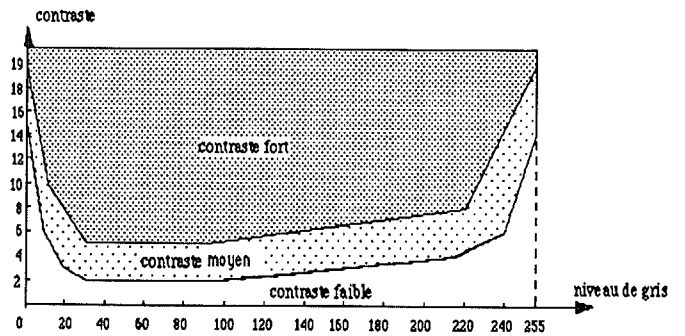


Figure 1: fonction de perception visuelle

2.3. Suivi de contours et segmentation

Pour effectuer l'opération de suivi de contours, nous localisons tout d'abord les points extrêmes et les points de prolongement; puis nous déterminons la direction optimale pour connecter ces points.

Choix des points extrêmes d'un contour

Soit C l'ensemble des points d'un contour.

Un point $p(i,j)$ est un point extrême d'un contour s'il existe au plus deux points voisins appartenant à l'ensemble C .

Connexion des points de contours

Soient P et P' deux points voisins appartenant à l'ensemble C . P est le point central et P' l'un de ses points voisins et O la direction de $P-P'$.

L'orientation O peut donc avoir 8 directions possibles.

Pour connecter les points extrêmes d'un contour à un point de prolongement, trois directions sont possibles par rapport à l'orientation O . Ces 3 orientations sont :

$$r = O + 3 \pmod{8}$$

$$s = O + 4 \pmod{8}$$

$$t = O + 5 \pmod{8}$$

La direction optimale parmi les différentes directions possibles (figure 2) doit satisfaire aux conditions suivantes :

- un point de prolongement doit être un point à gradient maximal,



- la valeur du gradient doit être supérieure à la valeur de la fonction $f(l)$ délimitant soit la zone de contraste moyen et fort soit la zone de contraste faible et moyen.

Cette procédure est répétée pour chaque nouveau point du contour jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de points de prolongement possible.

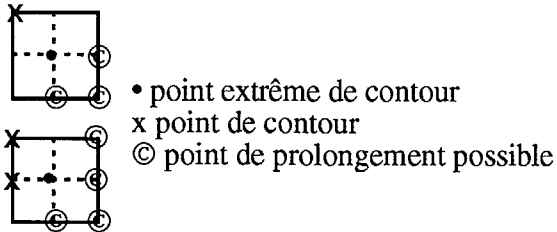


Figure 2: Points de prolongement possible.

Pour supprimer les contours non fermés (branches de contours) et localiser les régions supposées homogènes, la méthode de segmentation que nous avons utilisée est basée sur une coopération région-contour :

- choix d'un noyau de points représentant une région
- agrégation des points autour du noyau.

2.4. Modélisation et classification

Après la phase de la segmentation, chaque région est caractérisée uniquement par deux paramètres: la moyenne des niveaux de gris et la moyenne des variances locales de la région r :

$$m_r = \frac{1}{T_r} \sum_{i=1}^{T_r} f_i; \quad V_r = \frac{1}{T_r} \sum_{i=1}^{T_r} V_i$$

$$\text{avec} \quad V_i = \frac{1}{8} \sum_{j=1}^8 [f_{ij} - f_i]^2$$

T_r : le nombre de pixels dont les huit voisins appartiennent à la région r , f_i : le niveau de gris du $i^{\text{ème}}$ pixel de la région r , f_{ij} : le niveau de gris du $j^{\text{ème}}$ voisin du $i^{\text{ème}}$ pixel de la région r .

Après la phase de modélisation, nous avons utilisé le critère des plus proches voisins pour déterminer le nombre de classes connu a priori.

3. APPLICATION AUX IMAGES SATELLITAIRES

Dans la phase expérimentale, nous avons mesuré la performance de la méthode que nous avons développée sur des images SPOT. La segmentation de l'image Aquitaine de la figure 3 est donnée comme exemple dans cet article. Cette image représente une zone rurale avec des champs, de la forêt, des habitations et des routes. Les figures 4, 5, et 6 montrent respectivement le résultat de la détection de contours répertoriés en trois catégories, le résultat de la segmentation et le résultat de l'agrégation des régions en 5 classes.



Figure 3: Image SPOT XS "Aquitaine".



Figure 4: Détection de contours



Figure 5: Segmentation de l'image "Aquitaine"



Figure 6 : Agrégation des régions en 5 classes

La segmentation de l'image "Aquitaine" est correcte bien que l'image originale soit de mauvaise qualité. L'agrégation des régions en 5 classes met en évidence les champs et la forêt mais il est difficile de distinguer les routes et les habitations.

4. CONCLUSION

La méthode développée permet de détecter dans une image les structures principales que sont les contours, de regrouper les pixels pour former des régions en se basant sur une coopération région-contour et enfin de

modéliser puis de classer les différentes régions détectées. La segmentation obtenue après l'application de cette méthode sur des images satellitaires est visuellement précise. Par ailleurs, lors de la phase de la modélisation, seulement deux paramètres ont été utilisés pour regrouper les différentes régions en nombre de classes connu a priori.

REFERENCES

- [1] R. M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture," *Proc. IEEE*, vol.67, No.5, pp.786-804,1979.
- [2] J. Parkkinen and al, "Co-occurrence matrices and subspace methods in texture analysis," 8th International Conference on Pattern Recognition, vol.1, pp.405-408,1986.
- [3] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1989.
- [4] F. C. Jeng and J. W. Woods, "Texture discrimination using doubly stochastic gaussian random fields," *ICASSP, Glasgow*, vol.3, pp.1675-1678, 1989.
- [5] J. M. Francos and A. Z. Meiri, "A 2-D autoregressive, finite support, causal model for texture analysis and synthesis," *ICASSP, Glasgow*, vol.3, pp.1552-1555, 1989.
- [6] C. W. Therrien and al, "Statistical model - Based algorithms for image analysis," *Proc. IEEE*, vol.74, No.4, pp.532-551,1986.
- [7] S. Geman and D. Geman, "Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.PAMI-6, pp.721-741, 1984.
- [8] J. Makhoul, "Linear prediction: A tutorial review," *Proc. IEEE*, vol.63, No.4, 1975.
- [9] C. Srinivas and M. D. Srinath, "Compound gauss markov random field model for image segmentation and restoration," *ICASSP, Glasgow*, vol.3, pp.1586-1589,1989.
- [10] H. Derin and al, "Bayes smoothing algorithms for segmentation of binary images modeled by markov random fields," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.PAMI-6, No.6, pp.707-720, 1984.
- [11] T. Matsuyama, K. Saburi and M. Nagao, "A structural analyzer for regulary arranged textures," *G.G.I.P.* 18, pp. 259-278, 1982.
- [12] S. Y. Lu and K. S. Fu, "A syntactic approach to texture analysis," *Comput. Graph. Image Processing*, vol. 7, pp. 303-330, 1978
- [13] M. Galloway, "Texture analysis using gray level run lengths," *Comput. Graphics Image Processing*, vol. 4, pp. 172-199, 1974.
- [14] H. Kaneko, " A generalized fractal dimension and its application to texture analysis," *ICASSP, Glasgow*, vol.3, pp.1711-1714, 1989.
- [15] T. N. Tan and al, "Texture feature extraction based on primitive analysis," *ICASSP, Glasgow*, vol.3, pp.1683-1686, 1989.
- [16] K. Chehdi and Q.M. Liao, "A new approach to the improvement of texture modelisation", *ISEIS, Kobe, Japon*, June 1991, p.24_1-24_10.