

## Segmentation d'images naturelles : Coopération entre un détecteur-contour et un détecteur-région

Brigitte WROBEL (\*) et Olivier MONGA (\*\*)

(\*) Centre de Recherche en Informatique de Nancy (CRIN), B.P. 239, 54506 Vandoeuvre-les-Nancy Cédex

(\*\*) INRIA Sophia-Antipolis, Avenue Emile Hugues, 06560 Valbonne

### RESUME

### SUMMARY

Il existe une grande variété de techniques de segmentation, mais elles sont généralement fondées sur l'un des deux principes de base : **discontinuité** ou **similarité**. Les principales approches s'appuyant sur la détection des discontinuités correspondent aux techniques de recherche de **contours fermés**, celles fondées sur le principe de similarité correspondent aux techniques de recherche de **régions**. Ces deux approches sont duales ; elles amènent cependant à des algorithmes différents ne fournissant pas les mêmes résultats.

Lots of different image segmentation techniques exist, but they are generally either based on the **discontinuity** or the **similarity** principle. Detection methods based on discontinuity correspond to **edge** detection algorithms ; those based on similarity detection correspond to **region** segmentation algorithms. These two approaches are dual, but they lead to the use of different algorithms, and hence to different results.

Plutôt que de choisir entre un détecteur-contour et un détecteur-région, nous avons décidé de les faire **coopérer**. L'idée de base de notre travail est de contrôler un processus hiérarchique de fusion de régions non seulement à l'aide de **propriétés d'homogénéité**, mais également avec une **carte de contours** préalablement calculée. Nous présentons dans cet article l'implantation d'une telle approche.

Instead of choosing either an edge detector or region segmentation, we prefer to let them **cooperate**. Our basic idea is to control a hierarchical region growing process with **homogeneity properties** and with **edge points** extracted before. In this paper we present the implementation of such an approach.

### 1. Introduction

Une étape fondamentale dans tout système d'analyse d'images est l'extraction de primitives telles que lignes ou points de contours, régions, ... Ces primitives permettent une réduction du volume des informations traitées et une description du contenu de l'image plus adaptée à son analyse. La recherche d'un compromis entre la compacité d'une telle description et son utilisation à des tâches de reconnaissance est souvent délicate.

La seconde classe de primitives recherche des **régions** homogènes dans l'image [1 à 11]. L'idée sous-tendue par cette approche est de décrire une image par une partition de son ensemble de points possédant certaines **propriétés d'homogénéité**.

Une image naturelle est issue d'une scène composée d'objets de différents matériaux, éclairés par diverses sources lumineuses et captée par une caméra avec un quelconque angle de prise de vue. Les intensités lumineuses des points d'une image sont une combinaison de tous ces éléments.

D'un point de vue théorique ces deux approches sont duales en ce sens que la connaissance des contours permet de déduire la partition en régions et réciproquement. Néanmoins, dans la pratique, ces deux types de méthodes amènent à des algorithmes différents ne donnant pas les mêmes résultats, chacun ayant sa spécificité.

Plusieurs types de description de bas-niveau des images ont été proposés. On peut en distinguer principalement deux classes : les primitives de type **contour** et les primitives de type **région**.

En général, l'obtention des régions par fermeture de contours [15] pose des problèmes ; de même, les algorithmes de segmentation en régions fournissent parfois des régions contenant des lignes de contours, souvent sans signification physique.

La première classe correspond à la recherche des **discontinuités locales** de la fonction de niveaux de gris de l'image. Ces discontinuités locales, ou points de fort gradient, caractérisent des variations brusques de l'intensité lumineuse souvent attachées à la présence d'un objet ou d'un reflet et correspondent généralement à des transitions entre deux zones de caractéristiques différentes de l'image. De nombreuses techniques de détection de **contours** ont été développées [12 à 14]. Leur objectif est de décrire l'image par un ensemble de points constituant les frontières des différentes entités physiques présentes dans la scène observée. Ces points de contours peuvent être chaînés puis approximés par des segments de manière à déterminer des contours d'objets.

Plutôt que d'implanter l'une de ces deux techniques, nous avons choisi de les faire **coopérer**. Notre approche permet d'effectuer une segmentation en régions en tenant compte des points de contraste obtenus par une extraction préalable. Nous utilisons ainsi conjointement les propriétés d'homogénéité de l'image et les discontinuités locales afin d'obtenir une partition satisfaisante.

Notre algorithme s'appuie sur une méthode de type "croissance de régions" décrite dans [7, 8, 10, 11]. Nous procédons par fusion hiérarchique des couples de régions adjacentes en utilisant des critères d'homogénéité, mais aussi une carte des contours pré-calculée [12 à 14] pour contrôler la croissance des régions. L'originalité de notre algorithme réside dans l'utilisation des deux types d'informations : **homogénéité** et **discontinuités locales** afin de définir des heuristiques de regroupement plus efficaces.



## 2. Notre approche

Nous effectuons une segmentation par croissance de régions guidée par les propriétés des régions et par une carte de contours préalablement extraite. Nous utilisons la méthode hiérarchique de croissance de régions décrite dans [10,11] en ajoutant des critères de regroupement fondés sur l'existence d'un contour entre deux régions. Notre algorithme comporte les quatre étapes principales suivantes :

### (a) Détermination d'une carte de contours :

Différentes méthodes d'extraction de points de contraste peuvent être utilisées pour réaliser cette étape. Nous avons essentiellement travaillé avec :

- une méthode de morphologie mathématique [12] : seuillage d'un gradient morphologique normalisé,
- une méthode par différence de filtres récursifs [13],
- une méthode utilisant une implantation récursive du filtre optimal de Canny [14].

L'implantation de l'algorithme conçu par Rachid Deriche [14] semble donner dans la majorité des images traitées les résultats les plus satisfaisants. Mais il est utile de signaler que n'importe quelle carte définissant des "points d'arrêt" des régions peut être utilisée.

### (b) Détermination d'une segmentation initiale :

Afin de diminuer le coût du processus de croissance, nous effectuons une segmentation initiale, soit par un simple balayage séquentiel de l'image [6], soit à l'aide de la procédure MERGE de Pavlidis [5]. Dans ce dernier cas, une description de l'image sous forme de quad-tree est engendrée de manière à faciliter son traitement. La figure 1 représente une partie d'un quad-tree associé à une image.

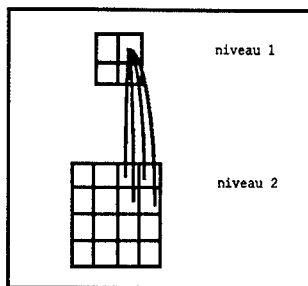


Figure 1 : partie de quad-tree associé à une image, le niveau 1 se subdivise en quatre pour donner le niveau 2 inférieur, le niveau N le plus bas représente tous les points de l'image.

Cette méthode revient à subdiviser récursivement l'image jusqu'à obtention de régions vérifiant un prédicat d'homogénéité P1. Celui utilisé est défini par :

$$P1(R) = [ (\max R - \min R) < s1 ] \wedge [ \text{nombre de points contours inclus dans } R = 0 ]$$

avec **R** : région traitée.

**maxR** et **minR** : maximum et minimum du niveau de gris de la région

le **nombre de points contours** est issu de la carte des contours.

**s1** est un seuil très faible permettant l'obtention de zones pratiquement homogènes.

(exemple :  $s1 = 5$  pour 256 niveaux de gris).

### (c) Création d'un graphe d'adjacence valué des régions :

A partir de la segmentation initiale précédemment calculée, nous construisons un graphe d'adjacence valué représentant cette partition. Toutes les informations nécessaires pour la suite du traitement sont contenues dans ce graphe et plus aucun retour ni sur l'image initiale, ni sur la carte des contours n'est requis.

Chaque noeud du graphe représente une région et ses attributs : surface, variance des niveaux de gris, moyenne des niveaux de gris, ... Chaque arc du graphe est associé à une relation d'adjacence entre les deux noeuds et à ses attributs relationnels : longueur de la frontière, nombre de points de contraste (issu de la carte des contours), ... Ce graphe représente l'état courant de la segmentation durant le processus de fusion.

Il faut souligner que l'information contenue dans la carte des contours, ou du moins la partie utilisée, est portée par les attributs des arcs. Dans notre implantation, nous utilisons simplement le nombre de points de contraste sur les frontières des couples de régions adjacentes. Cette information, tout comme les autres attributs manipulés, peut être aisément mise-à-jour [11].

### (d) Regroupement des régions :

L'idée de base de notre algorithme est d'optimiser la qualité globale de la segmentation par fusions successives de régions vérifiant le prédicat P2. Parmi toutes les fusions permises à une étape, seule la meilleure va être réalisée, c'est-à-dire la fusion produisant la région de meilleure qualité locale Q2. L'algorithme a alors la structure suivante :

$S = I$

*tant qu'il existe un couple de régions adjacentes dont la réunion vérifie le prédicat P2 faire*

*choisir parmi tous les couples (R1, R2) dont la réunion vérifie le prédicat P2, celui pour lequel la qualité*

*Q2 (R1 U R2) soit minimale*

*mettre à jour la partition S*

*fin tant que*

avec **I** : image initiale,

$P2 (R1, R2) = [ \text{variance} (R1, R2) < s2 ]$

$\wedge [ ( F (R1, R2) / C (R1, R2) > t2 ]$

**F** (R1, R2) = longueur de la frontière entre R1 et R2.

**C** (R1, R2) = nombre de points de contours situés sur la frontière entre R1 et R2.

$Q2 (R1 \cup R2) = \text{variance} (R1 \cup R2)$

s2 et t2 sont deux seuils.

Cet algorithme est en fait très naturel et permet de s'affranchir de la dépendance du sens d'examen des régions candidates à une fusion. Nous ne définissons pas de sens a priori de traitement des données, notre algorithme est essentiellement guidé par le contenu de l'image.

Cette méthode sous-tend une complexité algorithmique très importante, elle est en réalité très faible [11] sous condition d'utiliser des structures de données adaptées au problème considéré, et d'obtenir ainsi une implantation efficace.

Les critères utilisés permettent à la croissance des régions d'être guidée par l'homogénéité des régions et par la carte des contours. Lorsqu'une région est entourée de points de contours, sa croissance est arrêtée. La figure 2 illustre ce contrôle : à une étape de l'algorithme, les régions A et B sont formées. Leur fusion est ensuite impossible du fait de l'état de la frontière entre elles deux : le nombre de points de contraste, représentés sur la figure, est trop important.

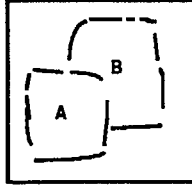


Figure 2 : superposition de la carte des contours et de la partition en régions. L'état de la frontière entre les régions A et B ne leur permet pas d'être regroupées.

### 3. Résultats.

Notre algorithme a été testé sur de nombreuses images de scènes naturelles, essentiellement de scènes d'intérieur, comme celle présentée ci-après. Les images sont obtenues par une caméra Vidicon, numérisées à une taille 512 x 512, puis réduites à 256 x 256 par sous-échantillonnage.

Nous présentons, en figures 3 et 4 de l'annexe, l'image originale et la carte des contours. Les figures 5 et 6 représentent respectivement la segmentation en régions sans l'aide des points de contours et la segmentation en régions avec l'aide des points de contours. Le temps de calcul varie entre 2' et 4' sur un Perkin Elmer 32-40 pour des images 256\*256 (temps d'extraction des points de contours compris). Ce temps est fonction du nombre de régions de la partition initiale.

Les résultats obtenus semblent montrer que l'utilisation des points de contours confère une **melleure stabilité** aux partitions en régions extraites.

Il arrive, lors du processus de regroupement que deux régions, bien qu'ayant des caractéristiques proches (variance de la réunion faible, moyennes proches, ...), soient séparées par une ligne de contour ; cela signifie qu'une discontinuité locale les séparent. Sans l'utilisation des contours pour contrôler la croissance, ces deux régions ont de fortes chances d'être regroupées. Ce cas est illustré figure 5 en annexe par les régions du mur et des plaques du sol de la scène.

### 4. Conclusion

Nous avons appliqué une méthode générale de segmentation d'image par croissance de régions [7,10,11] à la coopération entre **contours et régions**. L'idée de base de notre travail consiste à contrôler un processus hiérarchique de fusion de régions non seulement à l'aide de propriétés d'homogénéité, mais également avec une carte de contours préalablement calculée. Cet algorithme offre un cadre de travail permettant la fusion de l'information contour - *discontinuités locales* - et de l'information région - *homogénéité des zones*. On peut noter que l'algorithme peut être utilisé avec n'importe quel ensemble de points d'arrêt permettant de contrôler la croissance des régions.

Il faut néanmoins remarquer que nous donnons uniquement un moyen algorithmique permettant l'utilisation conjointe des deux informations : homogénéité et discontinuités locales. Nous ne définissons pas de modélisation analytique d'une image utilisant ces deux notions. Notre algorithme de coopération n'est pas justifié par une modélisation mathématique de l'image, alors qu'il est possible de réduire le problème de la segmentation en régions, sans coopération avec un extracteur de contours, à l'optimisation d'une fonction de la qualité des partitions [11].

Notre algorithme apparaît cependant comme un moyen très naturel de concilier l'information contours liée aux discontinuités locales et l'information région liée aux zones homogènes. Ceci est utile en particulier dans les zones de l'image où aucune des deux informations prises séparément ne permet de déterminer correctement les contours des objets. Dans ce cas, assez fréquent pour les images du type scènes d'intérieur, la projection d'un objet est entourée de lignes de contours brisées et est voisine de régions homogènes de mêmes caractéristiques. La hiérarchie du processus de regroupement permet la formation de la région correspondant à la projection de l'objet. Cette région n'est ensuite plus fusionnée car elle est entourée de contours.

La robustesse due à la fusion des informations régions et contours est illustrée par son application à la vision stéréoscopique décrite dans [16,17].

### Références

- [1] R.M. Haralick, L.G. Shapiro. *Survey : Image Segmentation Techniques*, CVGIP, vol. 29, pp. 100-132 (1986).
- [2] A. Nazif, Levine. *Low Level Segmentation : An Expert System*. PAMI, vol. 6 num. 5, 1984.
- [3] T. Pong et al. *Experiment in Segmentation Using a Facet Model Grower*. CGIP, vol. 25, pp. 1-2, 1984.
- [4] S.W. Zucker. *Survey Region Growing : Childhood and Adolescence*, CGIP, vol. 5, pp. 382-399, 1976.
- [5] T. Pavlidis. *Structural Pattern Recognition*. Springer Verlag 1977.
- [6] B. Wrobel. *Segmentation d'images*. Rapport CRIN 85-R-103, 1985.
- [7] A. Gagalowicz, O. Monga. *Un algorithme de segmentation hiérarchique*. Actes du 5<sup>ème</sup> Congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (AFCET-RFIA), pp. 163-177, Grenoble, 1985.
- [8] A. Gagalowicz, O. Monga. *A New Approach for Image Segmentation*. Proceedings of the 8<sup>th</sup> International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Paris, 1986.
- [9] J.P. Gambotto, O. Monga. *A Parallel and Hierarchical Algorithm for Region Growing*. Proceedings of the I.E.E.E. Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, 1985.
- [10] O. Monga. *A New Way for Solving Segmentation Problem*. Soumis à International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence (IJPRAI), 1987.
- [11] O. Monga, B. Wrobel. *Segmentation d'images : Vers une méthodologie*. Soumis à la revue Traitement du Signal (TS), 1987.
- [12] J. Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology*. Academic Press, London, 1982.
- [13] J. Shen, S. Castan. *Un nouvel algorithme de segmentation d'images*. Actes du 5<sup>ème</sup> Congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (AFCET-INRIA), pp. 201-213, Grenoble 1985.



- [14] **R. Deriche.** *Optimal Edge Detection Using Recursive Filtering.* A paraître dans International Journal of Computer Vision 1987.
- [15] **R. Deriche, J.P. Cocquerez.** *Segmentation d'images par extraction de composantes connexes basée sur une détection optimale des contours.* MARI -CESTA, Paris 1987.
- [16] **B. Wrobel** *Stéréovision : Coopération entre l'extraction et la mise en correspondance symbolique des régions.* MARI-CESTA, Paris 1987.
- [17] **O. Monga.** *A Segmentation Algorithm and its Application to Stereovision.* Proceedings of the I.E.E.E. International Workshop on Industrial Applications of Machine Vision and Machine Intelligence, Roppongi, Tokyo, Japon 1987.

#### Annexe : Résultats

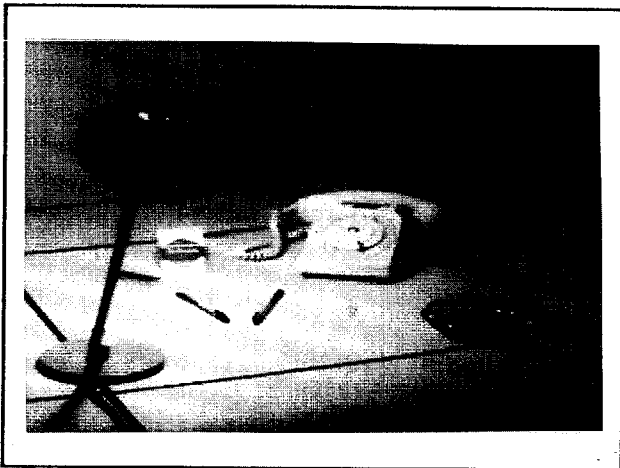


Figure 3 : image originale.

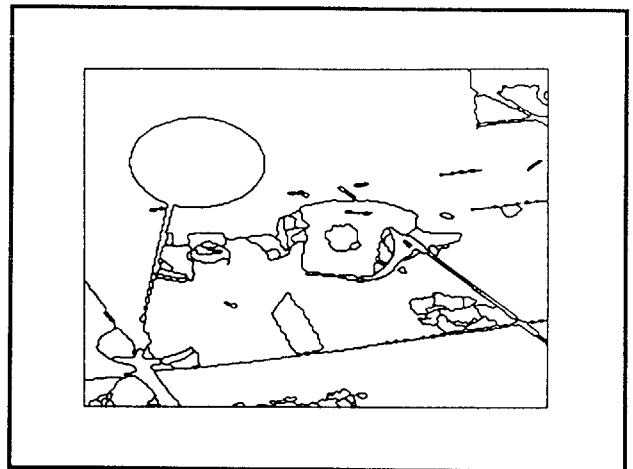


Figure 5 : segmentation en régions sans carte de contours.  
(99 régions)

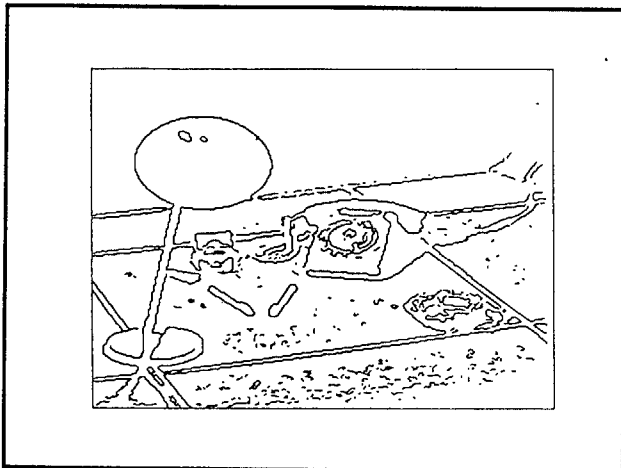


Figure 4 : extraction des points de contraste.

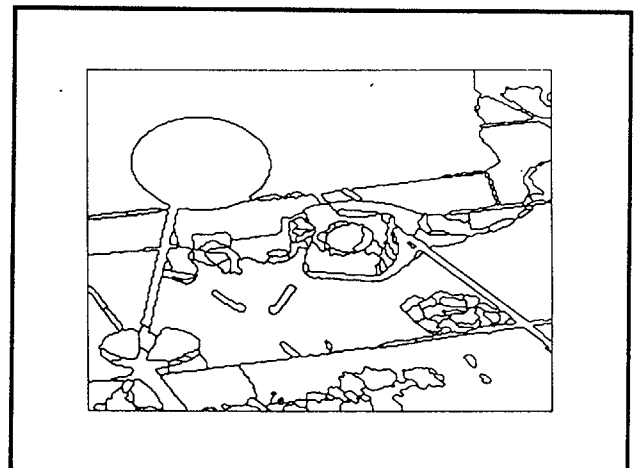


Figure 6 : segmentation en régions avec la carte de contours.  
(151 régions)