

Une vision fonctionnelle de la segmentation d'images

Hugues BENOIT-CATTIN, Tarik ZOUAGUI, Christophe ODET

hugues@creatis.insa-lyon.fr, zouagui@creatis.insa-lyon.fr, odet@creatis.insa-lyon.fr

CREATIS, Unité de Recherche CNRS (UMR 5515), affiliée à l'INSERM

INSA, Bat. 502, 69621 Villeurbanne Cedex

Résumé

Dans cet article, nous proposons une nouvelle vision de la segmentation d'images basée sur un modèle fonctionnel original. Ce modèle est constitué de blocs fonctionnels élémentaires (Mesures, Critère, Evolution et Modification) enchaînés au cours d'un processus itératif. Deux méthodes de segmentation très différentes sont décomposées selon ce modèle fonctionnel et en soulignent l'intérêt. Un tel modèle permet en effet de rendre plus lisibles les méthodes de segmentation et offre des perspectives intéressantes pour faciliter le choix, le développement, et l'implantation du processus de segmentation pour des applications de vision.

Mots clés

Segmentation d'images, modèle, approche unifiée

1. Introduction

En fournissant une description compacte de l'image, plus exploitable que l'ensemble des pixels, la segmentation d'images est une étape importante dans la plupart des systèmes de vision par ordinateur qui peut être définie ainsi [3] : "La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image A en sous-ensembles R_i , appelés *régions* tel qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux régions soit vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image. Une *région* est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines."

Aujourd'hui, vu la simplicité de la définition de l'objectif de la segmentation d'images et la richesse des travaux effectués dans ce domaine, on pourrait penser que la segmentation d'images est un problème en grande partie résolu. Il n'en est rien, probablement à cause de la très grande diversité des applications et des approches mathématiques mises en œuvre sur des ordinateurs toujours plus puissants permettant l'exploration de nouvelles approches autrefois trop coûteuses en temps de calcul.

Par conséquent, on se trouve aujourd'hui devant un nombre considérable de méthodes [9] qu'il est difficile de classer en dehors du schéma régions versus frontières [3] [1] qui tend à disparaître avec les approches coopératives [2] [1] [5]. Sans approche synthétique des techniques de segmentation d'images, il devient difficile de comparer des méthodes de plus en plus complexes et de juger de façon pertinente de l'originalité et de l'apport d'une méthode par rapport à l'existant.

Dans le cadre de la vision par ordinateur, se pose également le problème du développement d'une méthode de segmentation pour une application donnée. La solution consiste souvent, après une analyse des images à traiter, à prendre une méthode existante, à l'améliorer quelque peu et à la comparer à un nombre restreint de méthodes selon des critères difficiles à définir. On parle alors de méthode "*ad hoc*" dont l'originalité, la pertinence et les performances réelles sont difficilement évaluables.

Une approche unitaire visant à déconnecter l'aspect algorithmique de l'aspect mathématique de la segmentation a été proposée en optimisant une suite de critères emboîtés [8]. Des propositions ont également été faites pour l'évaluation des méthodes de segmentation [12] et l'aide à la conception de segmentation *ad hoc* [13]. On peut également citer les travaux des communautés IA [5] et vision [6] concernant l'analyse et la décomposition de problèmes complexes applicables en segmentation.

Dans ce contexte, nous proposons d'étudier la segmentation des images d'un point de vue fonctionnel. L'objectif étant d'arriver à définir un modèle générique pour la segmentation d'images qui idéalement, devrait permettre de représenter n'importe quelle méthode existante et donc faciliter la comparaison structurelle des méthodes, l'évaluation de l'aspect original d'une méthode, la proposition de nouvelles méthodes, l'implantation logicielle des nombreuses méthodes existantes en factorisant les sous-structures communes à plusieurs méthodes, la mise en place et l'évaluation et donc l'optimisation d'une méthode destinée à une application particulière.

Dans cet article, nous présentons un premier modèle fonctionnel et nous détaillons ses principaux éléments et leurs rôles respectifs. Nous présentons avec ce modèle deux approches de segmentation connues qui nous permettent de discuter de l'intérêt de l'approche proposée.

2. Modèle fonctionnel proposé

Notre vision fonctionnelle de la segmentation d'images se traduit par un modèle constitué de blocs élémentaires que nous présentons ci-dessous et que nous illustrons par la décomposition d'une méthode de segmentation par contour actif et d'une méthode par approche Markovienne.

2.1 Schéma général

Après avoir étudié les principales méthodes de segmentation classiques [3] [9] [11], nous avons élaboré un modèle générique de segmentation d'images qui se présente sous la forme de blocs fonctionnels (Figure 1) : un bloc de mesures, un bloc de calcul de critère, un bloc d'estimation d'évolution de la segmentation, un bloc de modification de la carte de segmentation, un bloc de contrôle d'arrêt et un bloc d'initialisation permettant de donner une carte de segmentation initiale.

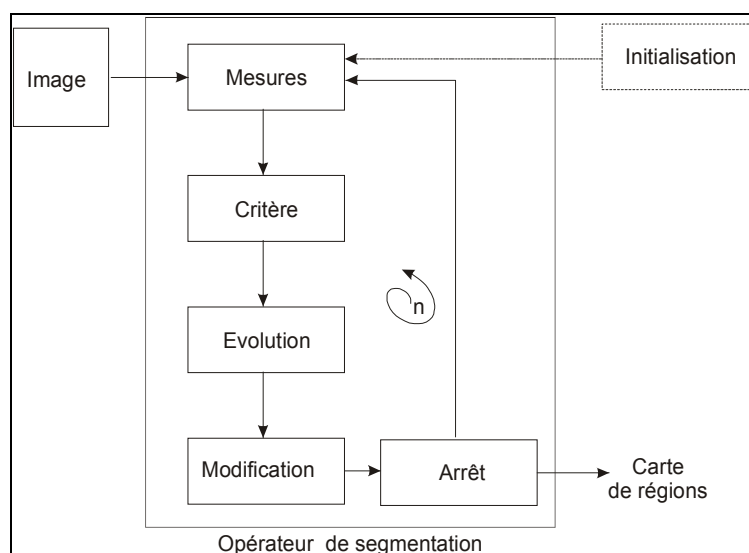


Figure 1 : modèle générique de segmentation d'images.

Ces blocs fonctionnels sont enchaînés au cours d'un processus itératif et ils constituent notre *opérateur* de segmentation d'images. Cet opérateur générique permet de décomposer des méthodes de segmentation simples. Les méthodes complexes telles que les méthodes coopératives, sont construites à partir de plusieurs opérateurs enchaînés comme illustré sur la Figure 2.

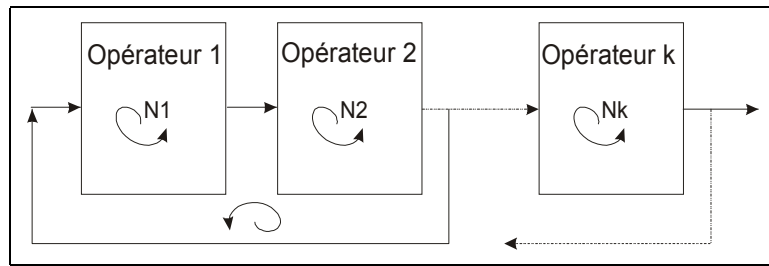


Figure 2 : méthode complexe de segmentation constituée de plusieurs opérateurs enchaînés et bouclés.

Ci-dessous, nous détaillons le rôle de chacun des blocs fonctionnels ainsi que les contraintes posées sur les entrées / sorties qu'ils gèrent pour garantir leur généralité.

2.2 Blocs fonctionnels

2.2.1 Bloc Mesures

La segmentation d'images vise à découper une image en régions homogènes. Pour cela, un certain nombre de mesures sont nécessaires pour estimer l'homogénéité des régions ou la non homogénéité entre deux régions. Des mesures identiques sont utilisables par des stratégies de segmentation différentes. Par exemple, la variance des niveaux de gris d'une région peut tout aussi bien être utilisée avec une méthode de seuillage, une approche Markovienne, avec une approche *quadtree*, un contour actif ...

Ce bloc Mesure possède deux modes de fonctionnement : un mode *global* pour lequel les mesures sont faites en prenant en compte toute l'image ; un mode *local* pour lequel les mesures sont faites dans un voisinage de taille inférieure à l'image. En mode *local*, le voisinage de mesure est précisé par le bloc Modification.

Enfin, chaque mesure peut être mise à jour à chaque itération ou sur demande explicite du bloc Modification.

En entrée, ce bloc a besoin de l'image originale et de la carte de segmentation à l'itération courante. En sortie, il fournit un tableau de mesures par région en fonction des mesures demandées par le bloc Critère.

2.2.2 Bloc Critère

Ce bloc a pour rôle d'intégrer dans une fonction les mesures calculées dans le bloc Mesures pour obtenir ce que nous appelons un critère. Selon les approches, on peut parler d'énergie, de potentiel ou de fonctionnelle respectant des contraintes mathématiques.

Pour une région n , le critère C^n est obtenu par l'équation générale suivante :

$$C^n = f(F_i^n) \quad (1)$$

La fonction f est souvent une somme des mesures pondérées s'écrivant alors :

$$C^n = \sum_{i=1}^M w_i^n . F_i^n \quad (2)$$

où F_i^n est la $i^{\text{ème}}$ mesure parmi les M mesures faites sur la $n^{\text{ème}}$ région et où w_i^n est le poids donné à la $i^{\text{ème}}$ mesure. Les poids w_i^n , encore appelés hyper-paramètres, peuvent être fixés ou suivre une loi d'évolution au cours des itérations. Si c'est le cas, cette loi est précisée au bloc Critère.

Ce bloc prend en entrée les mesures réalisées par le bloc précédent et fournit en sortie un critère par région en prenant en compte la valeur initiale des hyper-paramètres et leur loi d'évolution. Ce critère va permettre au bloc suivant de décider de la nécessité de faire évoluer la carte des régions.

2.2.3 Bloc Evolution

Ce bloc a pour fonction d'évaluer le besoin d'évolution d'une carte de segmentation. Ce besoin sera quantifié par un nombre réel associé à chacune des régions qui peut être interprété ainsi :

- s'il est négatif la région doit diminuer, ce qui peut aussi bien se traduire par le déplacement d'un point du contour vers l'intérieur, par la perte d'un pixel comme par un découpage ;
- s'il est positif la région doit grandir, ce qui peut se traduire par le déplacement d'un point du contour vers l'extérieur, par l'agrégation d'un pixel ou par la fusion avec une autre région.

Nous avons identifié deux types de blocs Evolution : l'évolution par comparaison à un seuil (noté T) qui est définie par l'équation (3) et l'évolution par dérivée du critère qui est donnée par l'équation (4).

$$E^n = \frac{T - C_{(k)}^n}{C_{(k)}^n} \quad (3)$$

$$E^n = \frac{C_{(k-1)}^n - C_{(k)}^n}{C_{(k-1)}^n + C_{(k)}^n} \quad (4)$$

où $C_{(k)}^n$ est la valeur du critère pour la $n^{\text{ème}}$ région à l'itération courante k et $C_{(k-1)}^n$ la valeur à l'itération précédente.

En entrée, le bloc Evolution dispose des critères associés à chacune des régions et en sortie, il fournit le besoin d'évolution de ces mêmes régions.

2.2.4 Bloc Modification

Comme l'indique son nom, ce bloc a pour fonction de modifier la carte de segmentation. Nous avons identifié trois grandes modifications possibles :

- modification avec nombre de régions constant, comme avec une croissance de région, une approche par maillage ou une approche Markovienne,
- modification avec création de régions, comme par division, ou par introduction de germe ...
- modification avec suppression de régions, avec un processus de fusion par exemple.

Ce bloc contient donc la stratégie à utiliser pour modifier la carte des régions et constitue le cœur du processus de segmentation. Il peut être très simple ou très complexe. Mais dans tout les cas, il doit faire évoluer la carte de segmentation en respectant les consignes d'évolution des régions telles qu'elles lui sont données par le bloc Evolution.

Ainsi ce bloc prend en entrée les consignes d'évolution pour chaque région et la carte de segmentation courante et donne en sortie une nouvelle carte de segmentation construite à partir d'une stratégie de modification. En plus de la carte de segmentation, ce bloc peut fournir une information au bloc Mesure sur le voisinage à utiliser en mode *local*.

2.2.5 Bloc Arrêt

Ce bloc permet de sortir de la boucle de segmentation en utilisant des critères qui ne sont pas directement reliés aux régions et à leur homogénéité et complète ainsi le bloc Evolution. Le critère le plus intuitif, qui mériterait d'être un critère d'arrêt par défaut, est la non évolution de la carte de segmentation entre deux itérations, soit $S_{(k+1)} = S_{(k)}$. Ce critère peut être assoupli en faible variation au lieu de non variation. L'arrêt peut être également décidé par exemple par un nombre maximal d'itérations.

2.3 Illustrations

Pour illustrer notre vision fonctionnelle de la segmentation, nous présentons ici la décomposition selon notre modèle de deux méthodes, l'une basée sur un contour actif de type "bulle discrète" [3], et l'autre basée sur une approche Markovienne [10].

2.3.1 Segmentation par contour actif de type "bulle discrète"

Avec cette approche [4], chaque région autre que le fond est définie par son contour formé par un polygone constitué d'une liste chaînée de points. La segmentation est conduite en minimisant itérativement pour chacune des régions une fonction d'énergie. L'énergie d'une région est la somme des énergies de chacun des points du contour de la région. L'énergie en un point du contour est composée de deux termes : un terme d'énergie interne lié à la courbure du contour en ce point [4] [3] et un terme d'énergie externe lié à une mesure de gradient au voisinage du point. Ainsi à chaque itération, on déplace le point dont l'énergie est maximale d'une distance fixe dans une direction orthogonale au segment défini par les deux points voisins.

Cette approche, replacée dans notre modèle fonctionnel, nous permet de faire le découpage donné sur la Figure 3. Notons que l'initialisation est faite manuellement. La carte initiale S_0 est constituée en plus de la région fond (notée R_0) par les N régions placées près de leurs positions finales par l'opérateur.

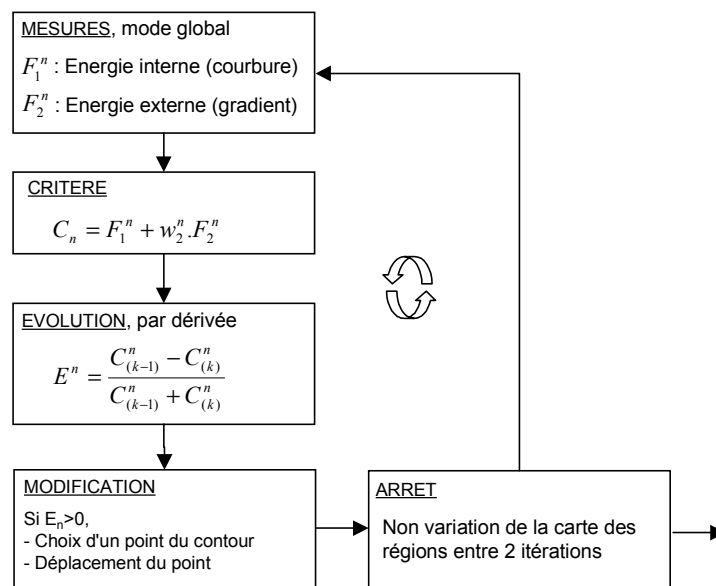


Figure 3 : décomposition fonctionnelle d'une segmentation par contour actif de type "bulle discrète".

Le bloc Mesure effectue pour chaque région n deux mesures :

- F_1^n : énergie interne liée à la somme des courbures en tous les points du contour.
- F_2^n : énergie externe liée à la somme des gradients au voisinage de tous les points du contour.

L'hyper-paramètre w_2^n du bloc Critère est constant au cours des itérations et le bloc Evolution se base sur la dérivée des critères.

Le bloc Modification ne modifie que les régions pour lesquelles E^n est positif de la façon suivante :

- Recherche du point du contour ayant l'énergie la plus élevée.
- Déplacement de ce point vers l'extérieur d'une distance d fixée perpendiculairement au segment formé par ses deux voisins. Si le point n'est pas déplaçable (bord de l'image), on déplace le point ayant la plus forte énergie hormis lui.
- Si la distance entre la nouvelle position du point et un voisin est supérieure à un seuil s , on introduit un nouveau point entre les deux.

2.3.2 Segmentation par approche Markovienne

Les méthodes de segmentation par approche région basées sur les champs Markoviens s'appuient sur d'importants développements théoriques dans le domaine des champs Markoviens, de l'estimation de paramètres et de l'optimisation que l'on peut trouver dans [7]. Notons que ce type d'approche est plus proche d'un algorithme de classification que de segmentation puisque à chaque pixel site considéré, on cherche à attacher une étiquette ce qui peut conduire à des pixels non connexes pouvant avoir la même étiquette.

Nous proposons ici l'intégration dans notre modèle fonctionnel (cf. Figure 4) d'une méthode de segmentation Markovienne similaire à celle exposée par Pappas [10]. La segmentation est réalisée selon un critère MAP (Maximum A Posteriori) optimisé par ICM (*Iterative Conditionnal Mode*). Le modèle a priori utilisé pour caractériser l'image segmentée suit une distribution de Gibbs avec des cliques d'ordre 1 et 2 dans un voisinage de connexité 8. Un bruit blanc Gaussien est choisi pour la probabilité conditionnelle modélisant le bruit. Il en découle que la modification de la carte de segmentation est conduite en minimisant en chaque pixel une fonctionnelle d'énergie composée de deux termes :

- un terme d'attache aux données lié au modèle de bruit et dépendant de l'estimation locale de la moyenne de niveau de gris des régions,
- un terme de régularisation lié au modèle a priori imposant une certaine continuité spatiale.

La décomposition fonctionnelle de cette méthode selon notre modèle (cf. Figure 4) conduit à un fonctionnement en mode *local* pour le bloc Mesure (cf. §2.2.1 Bloc Mesure), l'information sur le pixel à considérer provenant du bloc Modification.

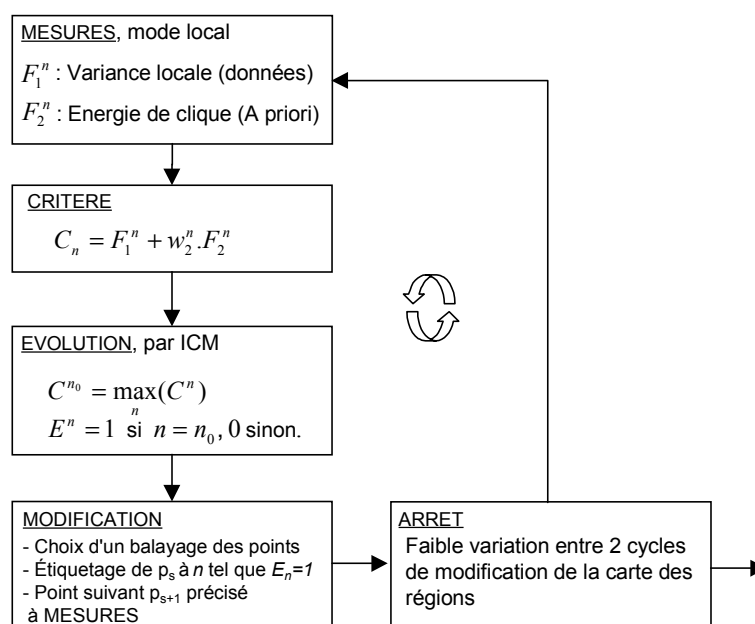


Figure 4: décomposition fonctionnelle d'une segmentation par approche Markovienne.

L'initialisation doit être proche d'une bonne segmentation compte tenu de la méthode d'optimisation déterministe choisie (ICM). Une segmentation obtenue par l'algorithme des K-moyennes est choisie par Pappas [10].

Le bloc Mesure effectue une mesure de moyenne locale μ^n à chaque fois que le bloc Modification a terminé un cycle, c'est-à-dire modifié une fois tous les pixels. μ^n est une matrice de la taille de l'image originale, donnant en chaque pixel une estimation de la moyenne des niveaux de gris des pixels voisins ayant l'étiquette n . Notons que la taille du voisinage considéré peut varier au cours des cycles [10] et que pour limiter les temps de calcul, les cartes de moyennes peuvent être calculées en interpolant des valeurs entre des pixels répartis sur une grille [10].

Les N matrices μ^n ne sortent pas du bloc Mesure mais sont utilisées pour calculer F_1^n qui représente le terme d'attache au données pour le point étudié et où F_1^n est donné par :

$$F_1^n = [y_s - \mu_s^n]^2 \quad (5)$$

où s représente le point étudié, y_s le niveau de gris du point s et μ_s^n la moyenne des pixels étiquetés n au voisinage du point s . Cette mesure utilise donc à la fois l'information image et l'information carte de régions via μ_s^n .

Une deuxième série de mesure F_2^n est faite à chaque appel du bloc Mesure. Cette mesure liée au modèle a priori est calculée uniquement à partir de la carte des régions (*i.e.* des étiquettes) :

$$F_2^n = \sum_{x_s \in C} V_C(x) \text{ pour } x_s = n \quad (6)$$

où x_s représente l'étiquette du point s , C l'ensemble des cliques et $V_C(x)$ un potentiel de clique.

La mesure F_2^n est donc égale à la somme des potentiels des cliques auxquelles le point s appartient en faisant l'hypothèse que s est étiqueté n .

Le bloc Mesure fournit donc deux séries de mesures, chaque série comportant autant de valeurs qu'il y a d'étiquettes possibles. Chaque série de mesure est ici associée à un point et non à l'image ce qui caractérise ce que nous avons appelé un fonctionnement local. Les coordonnées du point étudié sont transmises par le bloc Modification au bloc Mesure (*cf.* §2.2.4 Bloc Modification).

Le bloc Critère est identique à celui utilisé pour les contours actifs. On a autant de critères que d'étiquettes possibles et ils sont donnés par :

$$C^n = F_1^n + w_2^n F_2^n \quad (7)$$

L'hyper-paramètre w_2^n permet à la fois de pondérer l'importance relative des deux mesures et d'intégrer des constantes inconnues. Il est identique pour les N étiquettes.

Le bloc Evolution intègre la méthode d'optimisation qui est utilisée pour la segmentation dans le cadre Markovien. Le choix de la méthode d'optimisation, et donc du bloc Evolution, conduit à des modifications d'étiquettes déterministe (ICM) ou aléatoire (Métropolis ou recuit simulé). La stratégie de type ICM utilisée par Pappas donne le bloc Evolution suivant.

- Chercher n_0 / C^n minimum pour $n = n_0$
- $E_n = 0$ pour $n \neq n_0$
- $E_n = 1$ pour $n = n_0$

Le rôle de ce bloc est d'évaluer le besoin de modification d'une région n . Ici les régions sont associées à des étiquettes. Le bloc Evolution va estimer que le point que l'on étudie doit prendre l'étiquette n_0 plutôt que toute autre, ce qui revient à dire que la région n_0 a besoin de récupérer un point et donc d'évoluer.

Notons que pour des techniques d'optimisation comme le recuit simulé, le paramètre de température serait totalement géré de manière interne par ce bloc.

Le bloc Modification doit définir la stratégie de modification de la carte des régions. Cette modification se fait ici point par point selon une stratégie de parcours définie de manière interne sachant qu'elle peut être choisie entre aléatoire et déterministe avec de nombreuses variantes possibles.

Le point choisi à l'étape $(k-1)$ se verra attribuer à l'étape (k) l'étiquette n correspondant à $E_n=I$.

Selon la stratégie de parcours, un nouveau point est choisi et ses coordonnées sont passées au bloc Mesure avec la carte de segmentation courante.

Lorsque tous les points ont été étudiés une fois, ce bloc indique une fin de cycle pour que le bloc Mesure refasse une estimation des moyennes locales, et on recommence un nouveau cycle.

On arrête le processus lorsque que le nombre de changements d'étiquettes (noté nc) entre deux cartes de segmentation est inférieure à un seuil T , soit :

$$\text{Si } |S_{(k+1)} - S_{(k)}| = nc < T \text{ alors arrêt.}$$

2.4 Discussion

Nous avons souligné, avec deux exemples, que le modèle fonctionnel proposé permet de décomposer avec la même logique des méthodes de segmentation différentes. Des décompositions de méthodes diverses ont été faites par ailleurs, nous conduisant ainsi à avancer le terme de générique pour notre modèle bien qu'il ne soit pas démontrable que toutes les méthodes de segmentation d'images soient décomposables selon ce modèle.

La décomposition d'une méthode de segmentation selon notre modèle fonctionnel générique n'est pas toujours triviale. Elle peut être difficile à réaliser lorsque la méthode de segmentation intègre de l'optimisation algorithmique et il est alors nécessaire d'isoler l'aspect algorithmique pour extraire uniquement l'aspect méthodologie de segmentation. Notons également que la décomposition d'une méthode n'est pas unique, mais guidée par les interfaces entre les blocs et la fonction des blocs, elle reste possible ce qui est l'essentiel.

Notre modèle fonctionnel donne ainsi un cadre unifié à la segmentation d'images et améliore ainsi la lisibilité et la compréhension fonctionnelle des méthodes. Il offre également, de par sa généralité, un cadre efficace pour le développement et l'intégration des méthodes de segmentation dans un système de vision. En effet, l'ensemble des blocs élémentaires issus de la décomposition de méthodes de segmentation, deviennent indépendants des méthodes et sont utilisables pour mettre en œuvre de nouvelles méthodes. Le choix des différents blocs doit bien sûr rester cohérent avec l'objectif de la segmentation d'images.

On peut redouter qu'un tel modèle fonctionnel ne contraigne les développements de nouvelles méthodes en les réduisant à des combinaisons de blocs existants. Nous pensons qu'au contraire, en ayant une visibilité claire de l'existant, il sera plus facile de réaliser des travaux originaux en se concentrant sur le développement d'un bloc nouveau comme par exemple une nouvelle mesure ou une nouvelle stratégie de modification. Quant à l'efficacité et à l'originalité d'une méthode complète de segmentation, elle reposera sur le choix des blocs, de leur contenu et de la cohérence de leur enchaînement.

3. Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une nouvelle vision de la segmentation d'images basée sur un modèle fonctionnel original. Deux méthodes de segmentation très différentes ont été décomposées selon ce modèle fonctionnel illustrant ainsi son aspect générique. Un tel modèle

permet de rendre plus lisible les méthodes de segmentation et offre des perspectives intéressantes pour leur développement, leur implantation et leur comparaison.

La suite du travail va consister à analyser avec ce modèle des méthodes de segmentation d'images intégrant des connaissances *a priori* fortes, une approche multirésolution ou de la coopération, trois aspects incontournables pour améliorer l'efficacité des algorithmes de segmentation d'images.

Actuellement, nous utilisons notre modèle fonctionnel comme paradigme de programmation et une première implantation informatique a été réalisée sous la forme d'une bibliothèque de classes. Son extension à partir de la décomposition de nouvelles méthodes sera poursuivie.

4. Remerciements

Notre travail s'inscrit dans la thématique du GT3 "Systèmes de segmentation pour la représentation et l'analyse des images" du GdR-PRC ISIS du CNRS.

5. Bibliographie

- [1] A. Chakraborty, J. S. Duncan, Game-theoric integration for image segmentation, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, vol. 21, n° 1, p. 12-30.
- [2] C. C. Chu, J. K. Aggarwal, The integration of image segmentation maps using region and edge information, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, vol. 15, n° 12, p. 1241-1252.
- [3] J.-P. Cocquerez, S. Philipp, *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Paris, Masson, 1995.
- [4] Y. Elomary, Modèles déformables et multi-résolution pour la détection de contours, *Thèse de Doctorat*, Université de Grenoble, Grenoble, 1994.
- [5] L. Germond, M. Dojat, C. Taylor, C. Garbay, Trois principes de coopération pour la segmentation en IRM, *In Proc. of Colloque Reconnaissance de Formes et Intelligence Artificielle, RFIA-2000*, Paris, 2000, vol. 2, p. 69-78.
- [6] J.-M. Jolion, Computer vision méthodologies, *CVGIP: Image Understanding*, 1994, vol. 59, n° 1, p. 53-71.
- [7] M. Mignotte, Segmentation d'images sonar par approche markovienne hiérarchique non supervisée et classification d'ombres portées par modèles statistiques, *Thèse de Doctorat*, Université de Bretagne Occidentale, Rennes, 1998.
- [8] O. Monga, B. Wrobel, Segmentation d'images : vers une méthodologie, *Traitement du Signal*, 1987, vol. 4, n° 3, p. 169-193.
- [9] N. R. Pal, S. K. Pal, A review on image segmentation techniques, *Pattern Recognition*, 1993, vol. 26, n° 9, p. 1277-1294.
- [10] T. N. Pappas, An adaptive clustering algorithm for image segmentation, *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1992, vol. 40, n° 4, p. 901-914.
- [11] A. Rosenfeld, L. S. Davis, Image segmentation and image models, *Proceedings of the IEEE*, 1979, vol. 67, n° 5, p. 764-772.
- [12] Y. Zhang, Framework and experiments for image segmentation characterization, *Chinese Journal of Electronics*, 1998, vol. 7, n° 4, p. 387-391.
- [13] S. C. Zhu, A. Yuille, Region competition: Unifying snakes, region growing and Bayes/MDL for multiband image segmentation, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, vol. 18, n° 9, p. 884-900.