

Coopération entre processus guidés par les données et par les modèles pour la segmentation

L. Germond⁽¹⁾, C. Garbay⁽¹⁾, C. Taylor⁽²⁾, S. Solloway⁽²⁾

⁽¹⁾Laboratoire TIMC-IMAG,
Institut Bonniot, faculté de Médecine
38706 La Tronche Cedex, France

⁽²⁾Department of Medical Biophysics, University of Manchester
Stopford Building, Oxford Road
M139PT Manchester, England

RÉSUMÉ

Parmi les méthodes de segmentation existantes on peut distinguer deux grands types d'approches : les approches guidées par les données, utilisant l'information sur les niveaux de gris, et les approches à base de modèles, exploitant de la connaissance *a priori*. Cependant, les résultats obtenus par l'une ou l'autre de ces approches ne sont pas suffisamment satisfaisants (cas de mauvais contrastes pour les approches bas-niveau, trop grande variabilité morphologique pour les approches à base de modèles...). Nous nous intéressons donc à l'étude et à la mise en œuvre de techniques de coopération dans le but d'améliorer les résultats de la segmentation. Le travail est appliqué à l'IRM du cerveau.

ABSTRACT

The task of image segmentation can be done using two main approaches : one is a data-driven approach, using grey-level information, the other is a model-based approach, using *a priori* knowledge. However, the results obtained by each method are not satisfactory (cases of low contrasts for the data-driven approach, or too much variability in shape for the model-driven method...). Our work is aimed at developing methods of cooperation between these main approaches in order to improve the result of segmentation. This work is applied to Magnetic Resonance scans of the brain.

1 Introduction

Le but du travail proposé est d'étudier et de mettre en œuvre des techniques de coopération entre différentes méthodes de segmentation d'images.

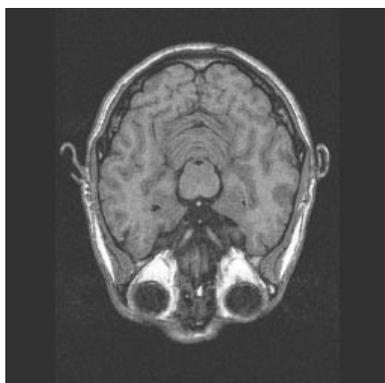


FIG. 1 — Le tronc cérébral, situé au centre du cerveau, est un organe modélisable, par contre le contour de la matière grise ne l'est pas. La mise en œuvre de méthodes de coopération permet d'envisager une segmentation plus complète de ce type d'images

Parmi les différentes approches existantes on peut distinguer deux grands types de méthodes :

- les méthodes basées sur l'exploitation de l'information bas-niveau contenue dans l'image (niveaux de gris)
- les méthodes basées sur la construction d'un modèle représentant les éléments à détecter.

En présence d'images complexes, chacune de ces approches révèle des avantages et des limites, mais ne fournit pas une qualité de segmentation suffisante. L'objectif des méthodes de coopération est d'exploiter la complémentarité des approches pour améliorer le résultat de la segmentation. Le travail est appliqué à l'IRM du cerveau (figure 1).

2 Etat de l'art

L'étude bibliographique que nous avons réalisée concerne trois aspects principaux : les approches guidées par des modèles, les approches bas-niveau, et les méthodes travaillant par coopération entre les deux approches précédentes.

Les approches à base de modèles sont généralement qualifiées d'approches globales, par opposition à l'aspect local des détecteurs classiques de contours (Deriche, Prewitt, ...). En effet, elles prennent en compte des informations *a priori* sur la structure des contours présents dans l'image. On peut distin-

guer trois grands types de modèles structurels : les modèles rigides et semi-rigides basés sur une représentation paramétrique des objets à étudier [YUIL92], les snakes correspondant plutôt à une approche de type énergétique [KASS88], et enfin les modèles statistiques utilisant les outils statistiques pour représenter la structure observée [COOTES94]. Les approches de haut-niveau présentent de nombreux avantages en segmentation d'images. En particulier, elles fournissent des résultats en rapport avec la réalité, et elles sont efficaces en environnement bruité.

Les approches bas-niveau sont orientées vers deux grands axes : la détection des contours, utilisant l'information sur les discontinuités locales des niveaux de gris, et les croissances de régions, fondées sur l'homogénéité des niveaux de gris. Des méthodes de coopération région/contour ont été développées pour exploiter la dualité région-contour. Bajcsy [ABM87] propose un ajustement itératif de paramètres liés à un module de détection des régions et à un module de détection des contours. Bellet [BELLET95] propose une approche multi-agents pour réaliser la fusion d'informations à plus bas-niveau. Les approches bas-niveau présentent l'avantage de ne pas nécessiter une phase de modélisation des éléments recherchés dans l'image. Or, dans le cadre d'applications médicales, on peut facilement concevoir que certains organes échappent à tout procédé de modélisation à cause d'une complexité trop grande ou de variations trop importantes d'un individu à l'autre.

Il est difficile de trouver des articles décrivant des méthodes de coopération entre approches guidées par les données et approches guidées par des modèles dans la littérature. Nous en présentons deux : [PAVLIDIS90] et [CHIYOU95]. Pavlidis propose une approche bas niveau pour initialiser le positionnement d'un contour actif. L'initialisation des méthodes guidées par les modèles apparaît en effet comme une étape délicate. Cette initialisation est souvent réalisée manuellement, et son automatisation difficile. La coopération avec une méthode bas-niveau se révèle efficace pour les contours actifs utilisés par Pavlidis. Chiou propose un calcul automatique de la fonction d'énergie pour guider la déformation de contours actifs. De même que pour l'initialisation des contours actifs, le calcul d'une fonction d'énergie est souvent effectué manuellement. L'automatisation de ce type de calcul serait d'un grand intérêt. L'introduction d'une méthode bas-niveau, basée sur des réseaux de neurones, donne un moyen d'automatiser ce calcul.

3 Modèle statistique

L'approche par modèle statistique exploite l'information *a priori* contenue dans un ensemble d'apprentissage pour créer un modèle statistique, lié à la structure étudiée. Les fondements mathématiques de cette approche ainsi que la construction détaillée d'un modèle sont décrits dans [COOTES94].

Le point de départ de cette méthode est constitué par un ensemble d'apprentissage représentant différents exemples de la forme étudiée. L'étape suivante consiste en un marquage de points remarquables sur chaque exemple.

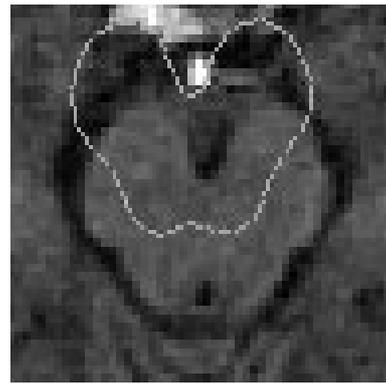


FIG. 2 — Modèle moyen du tronc cérébral, avant le processus de déformation

L'élaboration du modèle statistique permet ensuite de quantifier mathématiquement les déformations du modèle qui en conservent la structure générale. Le traitement mathématique effectué sur l'ensemble d'apprentissage est une ACP (Analyse en Composantes Principales). On obtient un modèle moyen \bar{x} (figure 2). Une occurrence x du modèle est décrite comme une déformation à partir de la forme moyenne \bar{x} , selon les directions définies par les vecteurs propres principaux p_i , affectés de coefficients de poids α_i .

$$x = \bar{x} + \sum_{i=0}^t \alpha_i p_i$$

L'aspect de variabilité contrôlée est intéressant en imagerie médicale où la forme des organes et leur taille varient beaucoup mais où la structure globale reste conservée d'un individu à l'autre. Un exemple de résultat est présenté dans la figure 3.



FIG. 3 — Résultat du processus de recherche du tronc cérébral par le modèle statistique

L'avantage principal de cette méthode est sa robustesse en présence de bruit. Cependant, certains organes humains présentent une trop grande variabilité pour pouvoir être modélisés finement, ce qui est une limite à l'applicabilité de cette approche dans le cadre d'images médicales.

4 Approche coopérative régions contours

Pour développer une méthode incrémentale de segmentation procédant par fusion, nous utilisons l'approche multi-agents proposée par Bellet [BELLET95]. Cette méthode construit la solution pixel par pixel grâce à des agents spécialisés dans la croissance de région ou de contour. Les agents communiquent entre eux tout au long du processus de segmentation, ce qui permet d'échanger localement de l'information. Dans cette méthode, lorsqu'un pixel est affecté, la décision est définitive. Cette technique est justifiée par le fait que la solution est construite de manière très progressive et que l'adaptation des seuils est quasi permanente. Le choix des pixels à agréger est lié à une fonction d'évaluation, qui sélectionne les meilleurs candidats. On dispose d'une fonction $evalR(x, y)$ pour les pixels région et d'une fonction $evalC(x, y)$ pour les pixels contours. w_i est un coefficient de poids, et $gradientMaxLocal(x, y)$ correspond à un gradient maximum localement.

Ces fonctions sont définies par :

$$evalR(x, y) = (niveauGris(x, y) - niveauGrisMoy(R)) + (variance(x, y) - varianceMoy(R))$$

$$evalC(x, y) = w_1 \cdot gradient(x, y) + w_2 \cdot gradientMaxLocal(x, y) + w_3 \cdot dirGradient(x, y)$$

L'avantage de cette méthode est sa généralité. Cependant, elle manque de robustesse en présence de bruit ou de texture, et fournit souvent des résultats contenant trop d'information (figure 4).



FIG. 4 — Segmentation région contour par une méthode multi-agents

5 Méthodes de coopération proposées

Le but principal de la coopération est de limiter les faiblesses des méthodes précédemment exposées et d'en conserver les avantages. Plusieurs stratégies de coopération ont été étudiées.

5.1 Coopération par initialisation

L'approche bas-niveau permet de positionner automatiquement les germes des agents de segmentation. Or cette tech-

nique, bien que générale, ne permet pas de focaliser l'attention sur les zones d'intérêt de l'image. Nous proposons une méthode de coopération pour améliorer cette phase d'initialisation. La première phase de cette méthode est la recherche d'une occurrence du modèle du tronc cérébral dans l'image étudiée. Le résultat de cette recherche constitue alors un contour de base pour la segmentation. Un échantillonnage de ce contour est ensuite réalisé : les points retenus définissent des fenêtres de recherche pour trouver des germes. Ces germes étant issus d'un contour, nous les associons à des agents région (principe de dualité région-contour : on suppose qu'un contour sépare deux régions). Un résultat est fourni dans la figure 5. Dans ce cas, le modèle du tronc cérébral a lancé des agents régions autour de son contour et on obtient une segmentation contenant moins d'information.



FIG. 5 — Résultat de segmentation après initialisation d'agents région par le modèle du tronc cérébral

5.2 Coopération par fusion

La technique de coopération par fusion est généralement utilisée dans un but de validation. Le principe est de confronter les résultats obtenus par différentes méthodes et de ne conserver que les informations cohérentes [BONNIN91]. Dans le cas de la segmentation du tronc cérébral nous proposons le critère suivant :

$$e = \frac{C - R}{M}$$

C représente le nombre de points communs entre le contour issu d'un agent bas-niveau et le contour issu de la recherche par le modèle. Les points ainsi dénombrés correspondent à des points fiables.

R représente l'ensemble des points segmentés par un agent région et qui traversent le contour issu du modèle. Ces points représentent de l'information non cohérente entre les 2 approches, on peut donc les qualifier de "points faux".

M est le nombre de points du contour du modèle, pour la normalisation du résultat.

Ainsi, dans le cas d'un résultat parfait, e vaut 1. Et dans le cas d'un résultat très incohérent, lorsque tous les points du modèle correspondent à des points région, e vaut -1 . Dans les cas où e est proche de 0, le modèle est décalé par rapport à

la région centrale, mais il est difficile de qualifier ce décalage. De plus, ce critère est indépendant de la longueur du contour.

Le tableau 1 présente les résultats obtenus pour 12 images.

| image | R | C | M | e |
|-------|----|----|-----|-------|
| 12 | 16 | 10 | 83 | -0.07 |
| 13 | 16 | 42 | 82 | 0.31 |
| 14 | 10 | 55 | 98 | 0.46 |
| 15 | 17 | 49 | 99 | 0.32 |
| 16 | 9 | 32 | 95 | 0.24 |
| 17 | 5 | 36 | 83 | 0.37 |
| 18 | 0 | 55 | 97 | 0.57 |
| 19 | 0 | 54 | 87 | 0.62 |
| 20 | 0 | 13 | 89 | 0.14 |
| 21 | 5 | 48 | 98 | 0.44 |
| 22 | 4 | 33 | 104 | 0.28 |
| 23 | 20 | 33 | 87 | 0.15 |
| 24 | 18 | 15 | 87 | 0.15 |

TAB. 1 — Résultats des évaluations pour la méthode de fusion

La comparaison de ces résultats avec les images correspondantes montre qu'un rapport faible est généralement lié à un décalage du modèle par rapport à la région du tronc cérébral. En effet, une translation du modèle par rapport au contour idéal se traduit par un nombre de points R plus important et un nombre de points C moins important, et donc un rapport faible.

A l'opposé, nous avons observé qu'un rapport élevé correspondait à un bon positionnement du modèle. Le seuil est situé autour de 0.3.

6 Conclusion

L'étude des méthodes de coopération pour intégrer les qualités de différentes approches apparaît nécessaire pour améliorer les résultats de segmentation.

L'évolution de ce travail concerne principalement les deux axes suivants :

- augmenter la qualité de l'information *a priori* en développant un modèle plus complexe des organes présents dans les images étudiées ;

- guider plus précisément les agents bas-niveaux en influençant leur comportement par de l'information *a priori*, afin qu'ils fournissent une meilleure information.

L'objectif à plus long terme est d'obtenir des résultats de segmentation fiables et précis pour pouvoir effectuer des mesures diverses sur les organes présents dans ce type d'images.

Remerciements

Ce travail est réalisé en partie grâce au soutien du projet européen ALLIANCE, ainsi qu'à la région Rhône-Alpes (programme EURODOC).

Références

- [ABM87] H.L. ANDERSON, R. BAJCSY, M. MINTZ, *A Modular Feedback System for Image Segmentation*, TECHNICAL REPORT, UNIVERSITY OF PENNSYLVANIA, GRASP LAB., 1987.
- [BELLET95] F. BELLET, M. SALOTTI, C. GARBAY, *Une Approche Opportuniste et Coopérative pour la Vision de Bas Niveau*, TRAITEMENT DU SIGNAL, VOL.12, NO.5, PP.479-494, 1995.
- [BONNIN91] P. BONNIN, *Méthode systématique de Conception et de Réalisation d'Applications en Vision par Ordinateur*, THESE DE DOCTORAT, UNIVERSITÉ DE PARIS VII, FRANCE, 1991.
- [CHIOU95] G. CHIOU, J.N. HWANG, *A Neural Network-Based Stochastic Active Contour Model (NNS-SNAKE) for Contour Finding of Distinct Features*, IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, VOL.4, NO.10, PP.1407-1416, 1995.
- [COOTES94] T.F. COOTES, C.J. TAYLOR, D.H. COOPER, J. GRAHAM, *Active Shape Models - Their Training and Application*, COMPUTER VISION AND IMAGE UNDERSTANDING, VOL.61, NO.1, PP.38-59, 1995.
- [KASS88] M. KASS, A. WITKIN, D. TERZOPOULOS, *Snakes : Active Contour Models*, INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTER VISION, VOL.1, PP.312-331, 1988.
- [GK95] L. GONG & C. KULIKOWSKI, *Composition of Image Analysis Processes Through Object-Centered Hierarchical Planning*, IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL.17 NO.10, PP.997-1009, 1995.
- [PAVLIDIS90] T. PAVLIDIS, Y.T. LIOW, *Integrating Region Growing and Edge Detection*, IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL.12, NO.3, PP.225-233, 1990.
- [YUIL92] A. YUILLE, P. HALLINAN, D. COHEN, *Feature Extraction from Faces Using Deformable Templates*, INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTER VISION, NO.8, VOL.2, P 99-111, 1992.