

# Une approche coopérative pour la segmentation en IRM cérébrale

Laurence GERMOND<sup>1</sup>, Michel DOJAT<sup>2</sup>, Chris TAYLOR<sup>3</sup>, Catherine GARBAY<sup>1</sup>

<sup>1</sup>TIMC-IMAG

Institut A. Bonniot

Faculté de Médecine, 38706 La Tronche, France

<sup>2</sup>INSERM U438 “RMN” Bioclinique, CHU de Grenoble

<sup>3</sup>Department of Medical Biophysics, University of Manchester

Laurence.Germond@imag.fr, mdojat@ujf-grenoble.fr  
ctaylor@sv1.smb.man.ac.uk

**Résumé** – La segmentation automatique en IRM cérébrale est un problème complexe tant du point de vue de la variabilité du cerveau humain que du point de vue du traitement des images acquises par ce procédé.

Nous proposons d’envisager le problème sous un angle coopératif en exploitant la complémentarité de deux types d’approches. Notre approche met en oeuvre une coopération de type bas-niveau/haut-niveau entre un modèle statistique déformable et un système multi-agents pour initialiser et contraindre des agents de segmentation région et permettre une segmentation adaptative des tissus. L’approche intègre 2 types d’agents spécialisés (matière grise et matière blanche) dynamiquement et permet un étiquetage automatique des tissus détectés.

Les résultats sont évalués sur un fantôme et présentés aussi pour des images réelles.

## Abstract –

Automatic segmentation of brain MRI is a complex problem mainly due to the high anatomical variability of the human brain and to the difficulty of the images acquired with that imaging technique.

We propose to view the problem under a cooperative point of view, through the exploitation of complementary aspects of 2 methods. Our approach implements a high-level / low-level cooperation between a statistical deformable model and a multi-agent system, in order to initialize and constrain region segmentation agents, and also to provide an adaptative segmentation of the tissues.

We use of 2 types of agents, type gray-matter and type white-matter, specialised at runtime. This allows for the automatic labelling of the tissues.

The results are validated on a phantom and presented for real images.

## 1 Introduction

La segmentation en IMR cérébrale constitue une étape de base indispensable à de nombreuses applications en neurologie (analyse quantitative, planning opératoire, imagerie fonctionnelle). Bien que très précises pour décrire les structures du cerveau, les images de résonance magnétique présentent de nombreuses difficultés (faibles contrastes, inhomogénéités) et leur traitement ne peut se faire par des approches simples. De plus, le cerveau humain est un organe complexe et hautement variable en forme et apparence selon les individus.

L’objectif de la méthode de segmentation que nous proposons est de prendre automatiquement en compte l’ensemble des variabilités possibles tant anatomiquement qu’au niveau de l’image. L’approche est fondée sur les 3 aspects suivants :

- (i) L’utilisation de **connaissance a priori** essentiellement fondée sur de la connaissance anatomique et de la modélisation ;
- (ii) Un **système multi-agent** pour la segmentation région de bas-niveau. Chaque agent est spécialisé localement pour permettre une adaptabilité locale et dynamique aux variations locales d’intensité ;
- (iii) Une **coopération** entre de la connaissance *a priori* et

une segmentation de bas-niveau pour guider et contraindre le processus de segmentation.

Les nombreuses approches proposées pour la segmentation en imagerie de résonance magnétique cérébrale peuvent être regroupées en deux grandes classes. D’une part, les approches de type bas-niveau, n’utilisant pas de connaissance *a priori* pour guider la segmentation. C’est le cas des approches procédant par classification bayésienne [1] [2] [3] [4], ou par seuillages [5] [6] [7].

D’autre part, les approches de type haut-niveau intégrant de la connaissance anatomique pour guider les processus de segmentation. La modélisation de la matière grise par un ruban d’épaisseur constante est exploitée dans [8], [9]. Un modèle global du cerveau est utilisé dans [10] et [11] pour guider une mise en correspondance entre 2 cerveaux. Des graphes sont également utilisés pour modéliser le cerveau [12] [13] [14].

Notre approche propose d’exploiter la complémentarité des aspects haut-niveau et bas-niveau et de mettre en oeuvre un mécanisme de coopération pour effectuer la segmentation.

## 2 Présentation de la méthode

La connaissance *a priori* est intégrée dans le système par l'intermédiaire d'un modèle statistique déformable [15]. Celui-ci est construit à partir d'un ensemble d'apprentissage représentant l'enveloppe du cerveau pour des coupes sélectionnées au niveau de l'axe anatomique CA-CP.

De la connaissance anatomique est également intégrée au système pour décrire les relations entre les composants du cerveau. Principalement, nous exploitons le fait que la matière grise constitue une couche de tissu à la surface du cerveau, qui entoure de la matière blanche. Nous supposons aussi que le liquide céphalo-rachidien apparaît plus foncé que la matière grise dans les séquences d'acquisition que nous traitons.

La coopération (fig.1) est utilisée pour contraindre le positionnement et l'initialisation des agents de bas-niveau qui réalisent la segmentation en régions.

Dans un premier temps, le modèle recherche le contour du cerveau. A partir de ce résultat, il est possible de contraindre le positionnement des agents de type matière grise, puis de générer l'information sur les niveaux de gris de ce tissu.

Dans un second temps, les agents de type matière blanche sont positionnés dans les zones restant à segmenter dans le cerveau et leur spécialisation se fait localement pour l'information sur les niveaux de gris.

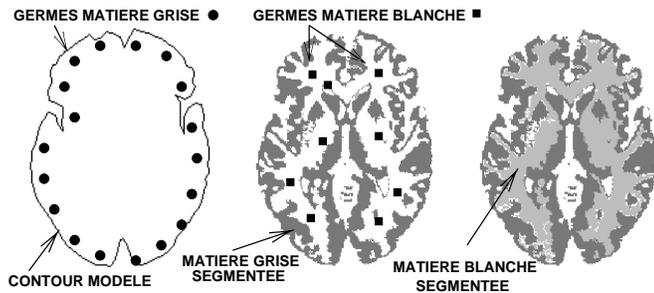


FIG. 1: Le processus coopératif de segmentation. (Gauche) Initialisation des agents matière grise à partir de la position du modèle. (Milieu) Segmentation de la matière grise puis initialisation des agents matière blanche. (Droite) Résultat final de segmentation.

L'adaptabilité de la méthode permet de prendre en compte les inhomogénéités des niveaux de gris au sein d'un même tissu. Elle est réalisée grâce au modèle d'agent de segmentation. Chaque agent possède un modèle local des niveaux de gris du tissu qu'il doit segmenter (moyenne et variance  $(\mu_i, \sigma_i)$ ). L'agent procède par aggrégation de pixels et sélectionne ceux dont le niveau de gris vérifie l'équation (1).

$$\mu_i - 1.5 * \sigma_i < I_p < \mu_i + 1.5 * \sigma_i \quad (1)$$

## 3 Résultats et perspectives

Des évaluations sur fantômes ont été faites grâce aux données du Montreal Neurologic Institute

(<http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>)

pour notre approche, en comparaison avec une autre méthode de segmentation (SPM, [3]).

Les valeurs de prédiction positive VPP et de prédiction négative VPN (VP : vrais positifs, VN : vrais négatifs, FP : faux positifs, FN : faux négatifs) ont été calculées (éq. 2):

$$VPP = \frac{VP}{VP + FP} \quad VPN = \frac{VN}{VN + FN} \quad (2)$$

TAB. 1: Evaluation de notre méthode (CM) et de la méthode SPM. Les images testées sont les simulations du Montreal Neurological Institut (niveau de bruit de 0%, 3% et 9%, inhomogénéité respective de 0%, 20% et 40%) VPP globale représente la VPP pour MG+MB+fond.

Image	0%	0%	3%	3%	9%	9%
Méthode	CM	SPM	CM	SPM	CM	SPM
VPP MG	0.74	0.68	0.83	0.90	0.71	0.85
VPN MG	0.95	0.99	0.94	0.98	0.95	0.92
VPP MB	0.98	1	0.95	0.99	0.97	0.96
VPN MB	0.90	0.87	0.93	0.93	0.91	0.90
VPP globale	0.88	0.87	0.90	0.93	0.88	0.86

Une diminution de VPP correspond à un comportement de sur-segmentation d'un tissu et une diminution de VPN correspond à une sous-segmentation. Les résultats sont présentés dans la figure 1. CM est notre approche coopérative.

La figure 2 présente deux exemples de segmentation sur des images réelles.

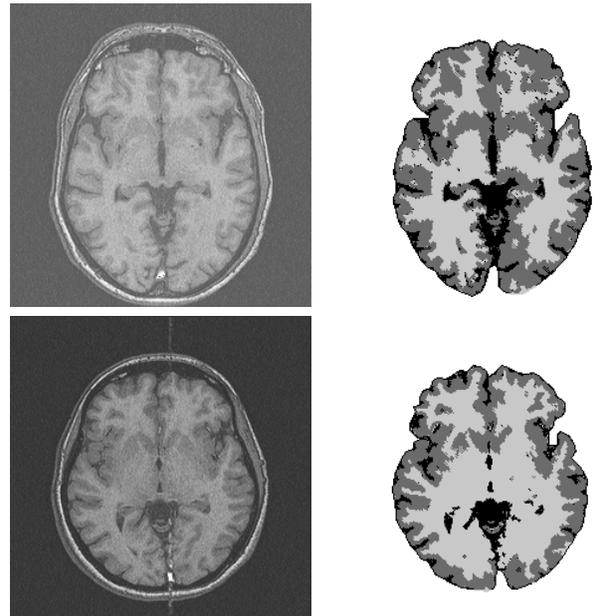


FIG. 2: (Colonne de gauche) Images sources réelles. (Colonne de droite) Résultats de la segmentation par notre approche coopérative.

L'originalité de notre méthode est de combiner des primitives de bas-niveau avec de la connaissance de haut-niveau pour

contraindre un ensemble d'agents de segmentation. L'objectif du travail est de développer un processus d'améliorations locales du contour du modèle pour pouvoir rétroagir sur l'ensemble du processus et obtenir un contour et des régions plus fiables.

Les résultats obtenus sur les fantômes et les images réelles en 2D sont très prometteurs. Actuellement, nous poursuivons nos études expérimentales pour montrer la validité de la méthode.

## Références

- [1] W.M. Wells, L. Grimson, R. Kikinis, and F.A. Jolesz. Adaptive segmentation of mri data. *IEEE Trans. on Med. Imaging.*, 15(4):429–442, 1996.
- [2] K.W.Fleisher D.H.Laidlaw and A.H.Barr. Partial volume bayesian classification of material mixtures in mr volume data using voxel histograms. *ITMI*, 17(1):74–86, 1998.
- [3] K. J. Friston, A. P. Holmes, J. B. Poline, C. D. Frith, and R. S. J. Frackowiak. Statistical parametric maps in functional imaging: a general linear approach. *Human Brain Mapping*, 2:189–210, 1995.
- [4] C. Barillot, B.Gibaud, and G. Le Goualher X. Morandi. Représentation mixte numérique/ symbolique des sillons corticaux. *RFIA 98*, pages 165–174, 1998.
- [5] M.E. Brummer, R.L. Eisner R.M. Mersereau, and R.R.J. Lewine. Automatic detection of brain contours in mri data sets. *12th conference IPMI91 Proceedings*, 1991.
- [6] T. Ketter C. Lee, S. Huh and M. Unser. Unsupervised connectivity-based thresholding segmentation of midsagittal brain mr images. *Computers in Biology and Medicine*, 28:309–338, 1998.
- [7] P. Thompson and A. W. Toga. A surface-based technique for warping three-dimensional images of the brain. *IEEE Trans. on Med. Imaging.*, 15(4):402–417, 1996.
- [8] P.C. Teo, G. Sapiro, and B. Wandell. Anatomically consistent segmentation of the human cortex for functional mri visualization. *Hewlett-Packard Labs. Technical Report HPL-97-03*, 1997.
- [9] C. Davatzikos and J.L. Prince. An active contour model for mapping the cortex. *IEEE Trans. on Med. Imaging.*, 14(1):65–80, 1995.
- [10] D.L. Collins, A.C. Evans, C. Holmes, and T.M. Peters. Automatic 3d segmentation of neuro-anatomical structures from mri. *Information Processing in Medical Imaging, 1995 Kluwer Academic Publishers*, pages 139–152, 1995.
- [11] S. Sandor and R. Leahy. Surface-based labeling of cortical anatomy using a deformable atlas. *IEEE Trans. on Med. Imaging.*, 16(1):41–54, 1997.
- [12] J.F. Mangin, J. Regis, I. Bloch, and V. Frouin. A mrf based random graph modelling the human cortical topography. *Proc. First Int. Conf. CVRMed, Nice*, pages 177–183, 1995.
- [13] M. Sonka, S. Tadikonda, and A. M.Collins. Knowledge-based interpretation of mr brain images. *IEEE Trans. on Med. Imaging.*, 15(4), 1996.
- [14] B. De Cuyper H. Li, R. Declerck and al. Object-recognition in brain ct-scans : knowledge-based fusion of data from multiple feature extractors. *ITMI*, 14(2):212–229, 1995.
- [15] T.F. Cootes, C.J. Taylor, D.H. Cooper, , and J. Graham. Active shape models-their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1):38–59, January 1995.

