

# Approche markovienne pour la segmentation 3D des tissus cérébraux en IRM

C.Jaggi, S.Ruan, J.Fadili, D.Bloyet

GREYC-ISMRA, UPRESA CNRS 6072, 6 Bd du Maréchal Juin, F-14050 CAEN Cedex  
e-mail: [Su.Ruan@greyc.ismra.fr](mailto:Su.Ruan@greyc.ismra.fr)

## RÉSUMÉ

La segmentation des matières grise, blanche et liquide céphalo-rachidien (LCR) en IRM est rendue difficile due à l'effet de volume partiel. Pour s'affranchir de ce problème, nous proposons un modèle de classes mixtes. Le nombre de classes dans un volume d'encéphale est choisi égal à cinq, ce qui est confirmé par l'analyse de l'histogramme. En utilisant une modélisation par champs aléatoires de Markov, notre méthode estime les pourcentages de trois tissus purs dans chaque voxel en deux étapes. Dans un premier temps, les cinq classes (trois classes purs et deux classes supplémentaires correspondant aux mélanges matières grise-matière blanche et matière grise-LCR) sont segmentées. Les volumes partiels sont ensuite estimés sur les deux classes mixtes. La méthode a été testée sur plusieurs volumes cérébraux en IRM anatomique.

## ABSTRACT

The segmentation of gray matter, white matter and cerebrospinal fluid (CSF) in MRI is difficult due to the partial volume. To overcome this problem, we propose a mix-class classification model. The number of classes in the encephalon volume is chosen five, which is confirmed by the histogram analysis. Our method, by using Markov Random Fields Modeling, estimates the percentages of three pure tissues in each voxel in two steps. In the first step, five classes (three pure classes and two supplementary classes corresponding to the gray matter-CSF mix-class and gray-white matter mix-class are segmented. Partial volumes are then estimated from two mix-classes. The method was tested on several cerebral volumes of anatomic MRI.

## Introduction

La quantification des volumes de matières blanche et grise peut renseigner sur la relative contribution d'une pathologie propre aux parenchymes (matières grise et blanche) cérébraux à la perte de tissu engendrée par certains désordres neurologiques tels que ceux de la maladie d'Alzheimer, l'épilepsie, l'atrophie ou la schizophrénie. Une telle quantification est particulièrement intéressante pour l'élaboration d'un diagnostic de ces désordres. Plusieurs techniques de segmentation sont proposées à partir de différentes acquisitions. Les méthodes de segmentation sur des images obtenues par une séquence simple écho sont souvent basées sur des approches statistiques et rencontrent certaines difficultés quant à leur automatisation [Bomans 90][Harris 94]. Le choix de la pondération des images est quelconque, mais la pondération en  $T_1$  reste la plus utilisée pour la segmentation des tissus cérébraux.

Un autre mode d'investigation a consisté à traiter des images résultant d'une séquence multi-écho. L'avantage de cette approche est l'obtention de plusieurs types d'image, les images acquises étant différemment pondérées. L'extraction des textures est réalisée par classification statistique [Cline 87], analyse graphique d'aspects de texture [Bonar 93], soustraction d'images avec seuillage [Lim 89] ou par un algorithme de connectivité 3D [Joli 93]. Dans ces approches, le problème provient en général du rapport signal sur bruit dégradé à la suite d'une telle acquisition.

Une autre alternative consiste à faire l'acquisition de plusieurs types d'images, non plus en utilisant une séquence multi-écho mais en appliquant différentes séquences l'une après l'autre [Liang 94][Lundervold 95]. Le principal inconvénient est la durée totale nécessaire à ces acquisitions, au cours desquelles un volontaire est sujet à des engourdissements qui peuvent le

pousser à bouger. Compte tenu des inconvénients que présentent les autres séquences, nous choisissons de pondérer nos volumes en  $T_1$ .

Lors de l'acquisition des données, le signal électromagnétique recueilli sur la bobine réceptrice provient d'un volume élémentaire appelé voxel. Il se peut que le voxel ne soit pas forcément constitué d'une seule matière mais de plusieurs. Cet artefact, appelé l'effet de volume partiel, engendre alors un signal hybride qui nuit à la classification. La segmentation du LCR s'avère facile dans les ventricules et à l'extérieur de l'encéphale. Dans les sillons corticaux, la tâche est rendue plus complexe due à l'effet du volume partiel. Il en est de même pour les jonctions entre matières blanche et grise. L'approche proposée par Choi [Choi, 91] consiste donc, non pas à chercher une classification des matières blanche et grise et du LCR dans les images, mais à estimer les pourcentages de texture pure dans chaque voxel. Cette méthode nécessite un apprentissage manuel pour connaître les caractéristiques des trois classes. En s'inspirant de la même idée, nous proposons dans cet article une méthode automatique pour estimer les volumes partiels à partir de l'encéphale. La segmentation de l'encéphale a été réalisée dans le cadre d'une thèse au sein du laboratoire [Allain 92].

Notre méthode est séparée en deux étapes. A cause de l'effet précédemment évoqué, nous cherchons d'abord à segmenter l'encéphale en cinq classes: matière blanche, matière grise, LCR (trois classes pures), et deux classes supplémentaires correspondant aux mélanges matière grise-matière blanche et matière grise-LCR (deux classes mixtes). Ces deux dernières sont les mélanges de trois classes pures, et font ensuite l'objet d'une estimation des volumes partiels. Ayant la propriété de l'homogénéité régionale, ces deux étapes utilisent l'approche markovienne, mais avec des fonctions d'énergie différentes.

## Méthode

L'approche markovienne permet d'introduire des contraintes génériques qui traduisent les propriétés locales et globales des images modélisées. Cette technique nécessite au préalable une formalisation du problème à partir des informations a priori. Le caractère gaussien des données RMN a été mis en évidence dans de nombreux travaux. Trois gaussiennes correspondant aux trois tissus cérébraux sont souvent utilisées dans la littérature. Compte tenu de l'effet du volume partiel, nous pensons que l'utilisation de cinq gaussiennes correspondant aux cinq classes est plus adéquate.

### (a) Choix du nombre de classes

La modélisation de l'histogramme des niveaux de gris du volume de l'encéphale par une somme de fonctions gaussiennes a été effectuée pour confirmer le choix des cinq classes (Figure 1). La modélisation par une somme de trois ou de quatre gaussiennes donnent des erreurs (une mesure de  $\chi^2$ ) beaucoup plus importantes que celle obtenue par cinq gaussiennes. Lorsque le nombre de classes est supérieur à cinq, bien que les erreurs de modélisation soient plus faibles, des superpositions de deux gaussiennes apparaissent. Cela ne correspond pas à la réalité. De plus, au niveau de la segmentation, on ne peut distinguer deux gaussiennes superposées.

### (b) Segmentation des cinq classes

L'introduction des informations a priori est faite dans la formulation d'une fonction d'énergie appelée loi de vraisemblance. Chaque classe  $\lambda$  est supposée avoir une distribution gaussienne de moyenne  $\mu_\lambda$  et de variance  $\sigma_\lambda^2$ . En utilisant le théorème de Bayes et sous l'hypothèse d'indépendance, la loi a posteriori s'écrit :

$$P(a_s | \lambda_s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\lambda_s}} \exp\left(-\frac{(a_s - \mu_{\lambda_s})^2}{2\sigma_{\lambda_s}^2}\right) \quad (1)$$

D'après l'équivalence entre distribution de Gibbs et champs aléatoires de Markov, il est possible de transformer cette distribution en une fonction d'énergie, notée E, définie comme :

$$E(a|\lambda) = -\text{Log}\left(\prod_s P(a_s | \lambda_s)\right) \quad (2)$$

L'énergie locale  $U_1(a|\lambda)$  s'écrit alors :

$$U_1(a|\lambda) = \frac{(a_s - \mu_{\lambda_s})^2}{2\sigma_{\lambda_s}^2} + \text{Log}\left(\sqrt{2\pi}\sigma_{\lambda_s}\right) \quad (3)$$

Une deuxième information a priori a été introduite dans le modèle. L'objectif étant de segmenter les cinq classes, il est justifié de considérer que les voxels sont agglomérés. Cette

information est traduite dans une seconde fonction d'énergie exprimée en terme de potentiels, selon un système de voisinage du premier ordre, soit :

$$U_2(\lambda) = \beta \sum_{c=\langle s,t \rangle} \mathbf{1}_{\lambda_s \neq \lambda_t} \quad (4)$$

où  $\mathbf{1}$  l'indice de Kronecker,  $c = \langle s, t \rangle$  une clique du premier ordre (6 connexités : 4 sur la même coupe et deux sur les coupes précédente et suivante). La segmentation s'obtient alors en minimisant la fonction d'énergie sous le critère du maximum a posteriori (MAP) [Geman 84]:

$$U(a, \lambda) = U_1(a|\lambda) + U_2(\lambda) \quad (5)$$

Par construction,  $U_1$  atteint les plus bas niveaux d'énergie lorsque le niveau de gris en un site se rapproche de la moyenne de la classe à laquelle il est affecté.  $U_2$  atteint les plus bas niveaux d'énergie lorsque le site appartient à une région homogène. Le paramètre d'homogénéité  $\beta$  est très important dans la mesure où il régit la formation de zones homogènes.

Deux méthodes de relaxation ont été étudiées pour minimiser la fonction d'énergie: une méthode déterministe d'ICM (Iterated Conditional Modes) dont l'initialisation est obtenue par un seuillage sur l'histogramme modélisé; une méthode stochastique de recuit simulé dont la température initiale est prise égale à 2.0. Les meilleurs résultats sont obtenus avec la relaxation par l'algorithme du recuit simulé, qui a l'avantage de converger vers le minimum global de l'énergie.

### (c) Estimation des volumes partiels

L'étape suivante consiste à estimer les volumes partiels dans les voxels constitués d'une classe mixte. La fonction d'énergie sous le critère du maximum a posteriori MAP est le même que celui donné dans le paragraphe précédent (5). Le modèle a priori est celui utilisé par Choi et al. [Choi, 91]. Mais dans notre situation, comme nous disposons des caractéristiques de trois classes pures obtenues par la première étape, nous ne calculons que les volumes partiels sur les deux classes mixtes.

Pour n classes de tissus purs et en supposant que les observations  $\{a_{s1}, a_{s2}, \dots, a_{sk}, \dots, a_{sn}\}$  au site s suivent une loi gaussienne de moyenne  $m_k$  et d'écart type  $\sigma_k$ . La fonction d'énergie devient pour une observation  $a_s$  au site s appartenant à une classe mixte:

$$U_1(a_s) = \frac{(a_s - m_s)^2}{2\sigma_s^2} + \log(\sqrt{2\pi}\sigma_s) \quad (6)$$

avec  $\sum_k a_{sk} = 1$ , où les  $a_{sk}$  sont les proportions des k tissus purs au site s. La moyenne  $m_s$  et l'écart type  $\sigma_s$  sont obtenus

de la manière suivante :  $m_s = \sum_k a_{sk} \cdot m_k$ ,  $\frac{1}{\sigma_s} = \sum_k \frac{1}{\sigma_k}$ ,

où  $m_k$  est la moyenne,  $\sigma_k$  l'écart type, des niveaux de gris dans la classe k correspondant à un tissu pur. Cherchant la valeur minimale de la fonction d'énergie  $U_1$ , sous le critère du MAP, uniquement en fonction de l'observation  $a_s$ , le second terme de  $U_1$  sera négligé.

Le deuxième terme de la fonction d'énergie est exprimé sous forme d'une somme de potentiels et s'écrit :

$$U_2(a_s) = \sum_{c=\langle s,t \rangle} V_{st} \quad (7)$$

$$V_{st} = \beta \|a_s - a_t\|^2$$

La fonction à minimiser est donc la suivante :

$$U = \frac{(a_s - m_s)^2}{2\sigma_s^2} + \sum_{c=\langle s,t \rangle} \beta \|a_s - a_t\|^2 \quad (8)$$

Cette fonction atteint ses plus faibles valeurs lorsque les proportions de tissu pur des voxels dans le système de voisinage sont proches. L'algorithme tend alors à créer des régions homogènes selon les constituants de chaque voxel. Une relaxation déterministe (ICM.) a été utilisée pour la minimisation.

## Résultats

Notre méthode a été testée sur plusieurs volumes. Les classes regroupant les voxels de tissu pur (matière gris, matière blanche et LCR) semblent conformes à la réalité et pourront donc être utilisées par la suite pour tout besoin d'informations sur ces classes. La figure 2 montre les différentes coupes de l'encéphale obtenu par la segmentation décrite dans [Alain 92]. Les images originales sont pondérées en  $T_1$ , obtenues par une séquence SPGR avec un temps d'écho de 7 ms, un temps de répétition de 30 ms, 1 NEX, un angle de basculement de 41° et sous un champ d'exploration de 30 x 30 cm<sup>2</sup>. Un volume est constitué de 124 coupes sagittales de dimension 256 x 256, et codé en 8 bits.

La segmentation des cinq classes obtenue par relaxation stochastique laisse penser que l'initialisation de l'ICM résultant du seuillage, n'est pas suffisamment proche du minimum global de la fonction d'énergie. Si, par contre, la relaxation stochastique a l'avantage de converger vers le minimum global, elle a l'inconvénient d'être coûteuse en temps. La figure 2 montre le résultat de la segmentation en cinq classes de différentes coupes de l'encéphale, obtenue par l'algorithme du recuit simulé dont la température initiale est prise égale à 2.0. Les classes regroupant les voxels de tissu pur sont conformes à la réalité et sont acquis dans cette étape. Dans l'étape suivante, comme chaque classe mixte regroupe deux classes pures, n est égal à 2. Une relaxation déterministe (ICM) est utilisée, ce qui permet de converger très vite vers le minimum. La figure 3 montre le résultat de l'estimation des volumes partiels des tissus

purs dans chaque voxel, avec un paramètre d'homogénéité  $\beta$  pris égal à 0.8. Ces pourcentages sont représentés en niveaux de gris (100% pour les classes pures). Une segmentation de trois tissus peut être obtenue en seuillant ces pourcentages.

## Conclusion

La méthode présentée permet de fournir une estimation des pourcentages de matière grise, de matière blanche et de LCR dans chaque voxel. Ces informations offrent une aide précieuse pour classifier les tissus du cerveau. Les résultats obtenus n'ont rien à envier aux résultats obtenus à partir d'une acquisition en multi-séquences. Il semblerait donc que les informations résultant d'une pondération des images en  $T_1$  sont prédominantes pour la classification des voxels de matières blanche et grise et du LCR. L'approche markovienne de type région semble bien adaptée au problème. La segmentation séparée en deux étapes permet de rendre l'algorithme automatique et d'avoir des résultats pertinents. La tâche suivante sera bien sûr d'essayer de valider les résultats obtenus.

## Références

- [Choi 91] H.S. Choi, D.R. Haynar, Y. Kim "Partial volume tissue classification of multichannel magnetic resonance imaging - A mixel model", *IEEE on Medical Imaging* 10 : 395-407, 1991.
- [Allain 92] P. Allain, "Imagerie par résonance magnétique du cerveau : analyse tridimensionnelle et segmentation", *thèse*, Université de Caen, France, 1993.
- [Geman 84] S. Geman and D. Geman "Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the bayesian restoration of images", *IEEE on PAMI* 6 : 721-741, 1984.
- [Bomans 90] M. Bomans, K.-H. Höhne, U.L.F. Tiede and M. Riemer "3-D Segmentation of MR Images of the head for 3-D display" *IEEE on Medical Imaging*, vol. 9, pp. 177-183, 1990.
- [Liang 94] Z. Liang, J.R. MacFall and D.P. Harrington "Parameter estimation and tissue segmentation from multispectral MR images" *IEEE on Medical Imaging* 13: 441-449, 1994.
- [Joliot 93] M. Joliot and B.M. Mazoyer, "Three-dimensional segmentation and interpolation of magnetic resonance brain images", *IEEE on Medical Imaging* 12: 269-277, 1993.
- [Cline 87] H.E. Cline, C.L. Dumoulin, H.R. Hart, W.E. Lorensen and S. Ludke "3-D reconstruction of the rain from magnetic resonance images using a connectivity algorithm", *Magn. Reson. Imag.* 5: 345-352, 1987.
- [Harris 94] G.J. Harris, P.E. Barta, L.W. Peng *et al.*, "MR volume segmentation of gray matter and white matter using manual thresholding : dependance on image brightness" *AJNR*, 15: 225-230, 1994.

[Lim 89] K.O. Lim and A. Pfefferbaum "Segmentation of MR brain images into cerebrospinal fluid spaces, white and gray matter", *J. Comput. Assist. Tomog.* 13(4): 588-593, 1989.

[Bonar 93] D.C. Bonar, K.A. Schaper, J.R. Anderson, D.A. Rottenberg and S.C. Strother "Graphical analysis of MR feature space for measurement of CSF, gray-matter and white matter volumes", *J. Comput. Assist. Tomog.* 17(3): 461-470, 1993.

[Lundervold 95] A. Lundervold and G. Storvik "Segmentation of brain parenchyma and cerebrospinal fluid in multispectral MR images", *IEEE on Medical Imaging* 14: 339-349, 1995.

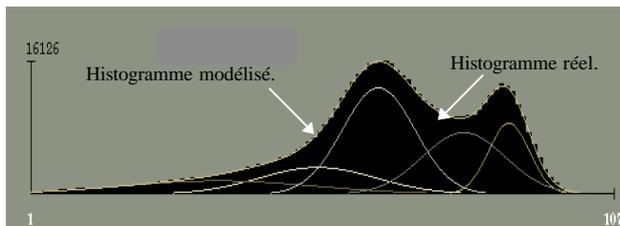
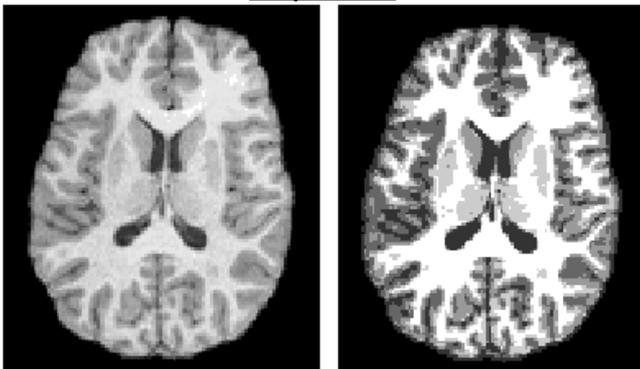
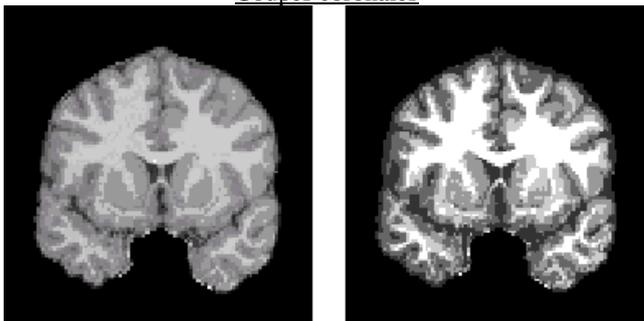


Figure 1 : Modélisation de l'histogramme des niveaux de gris de l'encéphale. La somme des cinq gaussiennes (la courbe du haut) et l'histogramme (en noir) sont presque superposés.

#### Coupes axiale



#### Coupes coronales



#### Coupes sagittales

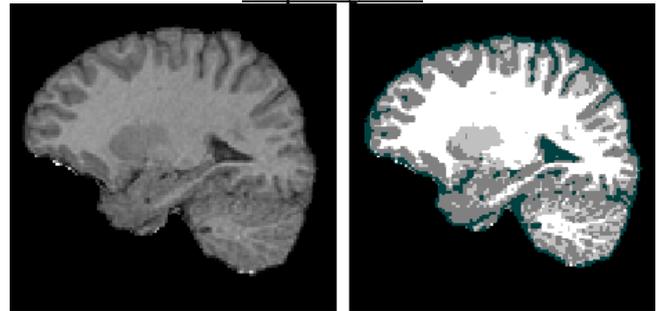


Figure.2 : Résultats de la segmentation. Trois coupes originales montrées sur la colonne gauche ; Cinq classes obtenues après la première étape sur la colonne droite.

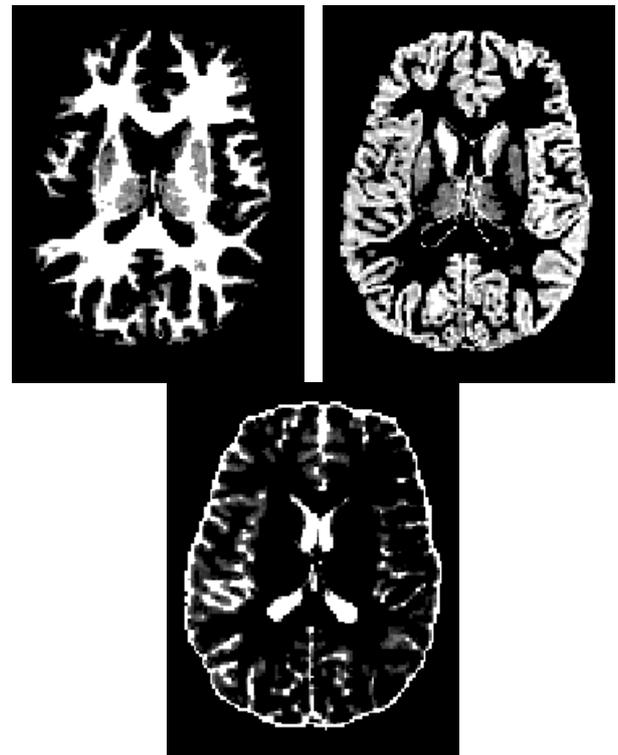


Figure.3 : Estimation des volumes partiels des matières blanche, grise et du LCR). Visualisation des résultats sur une coupe axiale: matière blanche(en haut à gauche); matière grise (en haut à droite); LCR(en bas).