

Méthode coopérative et quantification de la segmentation de l'encéphale en Imagerie par Résonance Magnétique

Cooperative Method and Performance Evaluation of Encephalon Segmentation in Magnetic Resonance Imaging

par Jalal FADILI, Bruno MORETTI, Su RUAN, Daniel BLOYET

GREYC-ISMRA UPRESA 6072
6, Bd du Maréchal Juin, F 14050 Caen Cedex, France.
Email : Jalal.Fadili@greyc.ismra.fr Tél : 02-31-45-29-20

résumé et mots clés

Certaines applications complexes en imagerie médicale combinent des résultats provenant de différents opérateurs numériques qui font référence à des méthodes type région et contour. Pour améliorer la qualité de la segmentation, l'idée proposée est de combiner la segmentation région et la segmentation contour. Cette méthode allie les avantages de ces deux approches prises séparément. Dans un premier temps, on utilise des outils de morphologie mathématique et des algorithmes de croissance de régions en vue d'obtenir une initialisation automatique approximative pour l'approche contour. Dans un deuxième temps, le modèle physique du contour actif (contour déformable), qui assimile le contour à un certain nombre de masses ponctuelles reliées par des ressorts, permet d'affiner le résultat de l'approche région sous l'action d'une déformation élastique. Les résultats sont présentés pour l'extraction de l'encéphale sur des données IRM 3D. Les paramètres du modèle de contour actif sont évalués et discutés. Les résultats sont quantifiés par des fonctions de mesures globales et locales à travers un fantôme réaliste, et montrent l'amélioration apportée par le contour actif.

Segmentation, méthode coopérative, modèle de contours actifs, extraction de l'encéphale, quantification des performances.

abstract and key words

Some complex applications in medical imaging need to combine results coming from different numerical operators referred as to edges – and regions – operators. To improve success of segmentation, the idea proposed is to combine region and active contour segmentations. This cooperative method takes advantage of both two approaches. In the first step, we use tools from mathematical morphology and region growing algorithms for the region segmentation in order to get an automated initialization of the active contour model. In the second step, the physically based active model, considered as a set of masses linked by springs, is used in order to refine the delineation of objects obtained by the first approach undergoing an elastic deformation. Segmentation results are illustrated on encephalon extraction on 3D MRI data sets. The parameters of the active contour model are evaluated and discussed. Results are quantified using a phantom, by means of some global and local measure functions, and show the interest of the active contour for a refined delineation of the brain.

Segmentation, cooperative method, active contour model, encephalon extraction, performance quantification.

1. introduction

La caractérisation des structures anatomiques cérébrales et leur segmentation automatique fait maintenant l'objet d'un intérêt certain. Les objectifs sont multiples : il s'agit tout d'abord de délimiter des structures anatomiques telles que les sillons ou les matières blanche et grise, notamment à proximité du cortex entorhinal, qui présente un intérêt pour les études concernant la maladie d'Alzheimer. Les experts anatomistes sont également intéressés par la visualisation 3D interne et externe de l'anatomie de l'encéphale. D'autres objectifs sont de type fonctionnel et sont liés à la fusion avec d'autres modalités telles que la TEP, l'IRMf, l'EEG ou encore la MEG. De nombreux travaux relatifs à la segmentation 3D à partir de l'IRM sont effectués. Les difficultés rencontrées sur les données IRM cérébrales sont souvent dues à la complexité morphologique du cerveau, qui contient à la fois des zones lisses et d'autres très ramifiées. Les connexions entre l'encéphale et les autres structures visibles sur les images posent des problèmes supplémentaires : certaines constituent de vrais liens anatomiques et d'autres sont liées à l'effet de volume partiel.

Trois types d'approches ont été envisagés pour la segmentation de l'encéphale. La première repose sur la technique de croissance de région en utilisant des règles de connexité [1][2]; mais l'intervention manuelle est souvent nécessaire pour casser les liens dus aux effets de volume partiel. La deuxième est basée sur une détection de contour de type gradient ou Laplacien [3][4]. Cette méthode a besoin d'un post-traitement pour trouver les bons contours automatiquement. Enfin, la dernière, utilisant la morphologie mathématique [5][6], consiste essentiellement en deux étapes : un seuillage suivi par des érosions permettant de casser des liens indésirables entre les structures cérébrales; des dilations conditionnelles permettant d'obtenir ensuite une structure complète et de recouvrir les liens incorrectement rompus. L'élément structurant et le nombre de dilations sont souvent choisis de manière ad hoc, ce qui introduit des imprécisions sur les résultats, compte tenu de la complexité du cerveau et des variations morphologiques de chaque individu.

Notre premier objectif est de proposer une technique qui permette de segmenter l'encéphale avec une meilleure précision par rapport aux approches discutées auparavant. En s'inspirant de la méthodologie qui allie une approche région et une approche contour [7], on cherche donc à affiner le résultat de l'étape région par un modèle de contour actif, à partir d'un contour initial que l'on fait évoluer selon des contraintes internes liées à la régularisation du contour de l'encéphale et des contraintes externes faisant intervenir des propriétés locales en termes d'information image. L'approche région utilisée pour avoir les contours initiaux, nommée ATOMIA, est basée sur la morphologie mathématique et a été développée dans notre laboratoire [5].

Le modèle des contours actifs, initialement introduit par [8], trouve une application dans divers domaines et particulièrement en segmentation [9][10]. Ce concept a ensuite été étendu au

cas 3D par la notion de surface déformable, que l'on peut trouver dans quelques travaux tels que la labelisation des zones corticales à partir d'un atlas anatomique de référence [11], ou encore le recalage d'images cérébrales [12], ou la visualisation 3D du cerveau [13]. Il est à noter que, dans la littérature, les auteurs passent sous silence la discussion et le choix délicat des paramètres cruciaux du modèle déformable, pourtant nécessaires à la validation des résultats.

Notre deuxième objectif est donc d'évaluer les performances obtenues par le contour actif et de les comparer à celles du contour initial. En fait, l'évaluation de la qualité d'une segmentation est un problème assez vaste, dont on trouve les différentes méthodes dans [14][15]. Il y a trois étapes pour caractériser les performances, comme l'a indiqué Haralick [16]. Tout d'abord, il faut créer un modèle spécifique correspondant au cas où il n'existe que les données idéales. Ensuite, il faut choisir un processus aléatoire pour perturber ces données. Enfin, il faut adopter des fonctions de critère pour quantifier les différences entre les résultats idéaux et les résultats obtenus à partir des données perturbées. Dans notre cas, la première étape est de créer des images IRM en connaissant toutes les structures cérébrales telles que le crâne, les matières grise et blanche, et le liquide céphalo-rachidien (LCR). En raison de la complexité morphologique du cerveau, beaucoup d'auteurs [17][18] se passent de la première étape. Les comparaisons se font entre les résultats et les tracés manuels des experts. Mais la variabilité inter et intra experts peut souvent changer les performances. Grâce au McConnel Brain Imaging Centre [19], nous avons pu nous procurer des fantômes assez réalistes qui prennent en compte l'effet de volume partiel : dans ce fantôme, chaque voxel comprend une proportion connue des matières cérébrales. Basées sur ces fantômes, les fonctions de critère que nous proposons permettent d'évaluer les performances des contours actifs de manière plus ou moins locale.

L'article est structuré de la manière suivante. Nous exposerons dans un premier temps l'affinage de la segmentation par l'approche contour actif. Ensuite, plusieurs critères quantitatifs permettant d'évaluer la méthode de segmentation seront présentés. Puis, l'apport des contours actifs à la qualité de la segmentation sera évalué, et les résultats expérimentaux seront discutés.

2. affinage par contours actifs

Le modèle déformable que nous avons adopté [20] assimile chaque point du contour à une masse ponctuelle, reliée à ses voisins respectifs par des ressorts, et qui converge vers un état d'équilibre sous l'action d'un champ de forces externes. Nous avons modélisé l'évolution du déplacement nodal de chaque point par un système du second ordre à forme canonique, dont les paramètres ont une signification plus judicieuse pour établir leur

gamme de choix. Comme il est encore difficile et lourd en temps de calcul de travailler avec des surfaces actives, nous traitons les volumes coupe à coupe en utilisant des contours actifs 2D.

2.1. modélisation du contour actif

Le contour déformable est considéré comme une suite de masses ponctuelles reliées par des ressorts de longueur à vide nulle. L'évolution de chacune de ces masses est régie par l'équation Fondamentale de la Dynamique (E.F.D) dont l'expression à tout instant t est :

$$\vec{F}_i(t) = m_i \cdot \vec{a}_i(t) \quad i \in [1, n] \quad (1)$$

où $\vec{F}_i(t)$ est la force totale exercée sur le point M_i , m_i sa masse et $\vec{a}_i(t)$ son accélération. La force totale est la somme vectorielle d'une composante due aux forces de frottement colinéaire au vecteur vitesse, d'une composante de force de raideur et d'une composante de charge externe exercées sur le nœud M_i . Si l'on suppose maintenant que tous les points du contour sont de masse unité et de coefficient de frottement identique, l'évolution du déplacement nodal : $U_i(t) = M_i(t) - M_i(t_0)$ de chaque point M_i (t_0 instant initial), est gouvernée par un système du second ordre, dont l'expression pour un contour 2D fermé est :

$$\begin{aligned} U_i''(t) &+ 2\zeta\omega_n U_i'(t) - \\ \omega_n^2 U_{i-1}(t) &+ 2\omega_n^2 U_i(t) - \\ \omega_n^2 U_{i+1}(t) &= F_i^{ext}(t) \end{aligned} \quad (2)$$

où ζ est le coefficient d'amortissement et ω_n la pulsation naturelle du système. La modélisation que nous proposons permet de réduire à deux le nombre de paramètres à ajuster. Finalement, en notant le vecteur $\underline{U}(t) = [U_1(t), U_2(t), U_3(t), \dots, U_n(t)]$, on aboutit à l'écriture matricielle suivante :

$$\underline{U}''(t) + 2\zeta\omega_n \underline{U}'(t) + W_n^2 \underline{U} = \underline{F}_{ext}(t) \quad (3)$$

où la matrice W_n^2 exprime l'influence subie par chaque nœud de la part de ses voisins au travers du lien mécanique qui les unit (ressorts de raideur k). La résolution numérique de cette équation se fait de manière itérative par la méthode dite explicite d'Euler qui s'appuie sur l'approximation des différentes dérivées par des différences finies à droite.

2.2. choix du potentiel image

La force externe définit un champ d'excitation sous l'action duquel le système physique des masses ponctuelles converge vers un état d'équilibre. Ce champ d'excitation est calculé à partir d'une ou plusieurs propriétés de l'image et influence, à l'état d'équilibre, la forme de l'objet segmenté. Elle est calculée en s'appuyant sur l'expression de la force généralisée suivante :

$F_{ext}^{\vec{r}}(t) = -\nabla P_t$ où P_t est le potentiel associé au champ de forces $F_{ext}^{\vec{r}}(t)$, et ∇ désigne l'opérateur gradient. Nous avons choisi d'exprimer ce potentiel sous la forme d'une combinaison linéaire de deux potentiels qui sont le potentiel image et le potentiel gradient. L'expression du potentiel image est donnée par : $P_{image}(M, t) = I(M, t)$ qui est le niveau de gris au point M . L'information pertinente est dans ce cas l'image elle-même. Cette information est particulièrement appropriée lorsque l'image est faiblement contrastée ou si les zones correspondant aux fronts d'intensité (contours) sont fortement bruitées. Pour le potentiel gradient, il peut être exprimé sous la forme : $P_{gradient}(M, t) = -\|\nabla G_\sigma \otimes I(M, t)\|$ qui est l'opposé de la norme du gradient de l'image lissée par une gaussienne d'écart type σ . L'intérêt du lissage est de pouvoir attirer des points de contour assez distants. Ce type de potentiel favorise l'information contour, il est particulièrement utile lorsque les bords de l'objet sont francs dans une image bien contrastée. Le potentiel total à minimiser s'écrit donc :

$$P_t(M) = \alpha I(M, t) - (1 - \alpha) \|\nabla G_\sigma \otimes I(M, t)\| \quad (4)$$

où α est un facteur compris entre 0 et 1, qui pondère les informations image et gradient. Il est à noter que l'on cherche bien à minimiser l'intensité $I(M, t)$ (puisque l'on cherche à récupérer de la matière grise, et donc à s'orienter vers le liquide céphalo-rachidien, de faible intensité), et à maximiser le gradient de l'image au point M (le but étant de détecter des contours).

2.3. signification des paramètres

Coefficient d'amortissement ζ : Son expression littérale est la suivante : $\zeta = \frac{c}{2\sqrt{km}}$ où c est le coefficient de frottement, k la raideur des ressorts, et m leur masse. Par analogie avec la mécanique, ce terme reflète le frottement dû au « support physique » sur lequel évolue le contour, ce qui se traduit par un terme de freinage directement proportionnel à la vitesse.

Pulsation naturelle ω_n : Elle exprime une raideur normalisée par rapport à une masse unité : $\omega_n = \sqrt{\frac{k}{m}} = \sqrt{k}$. Elle est directement liée au couplage mécanique existant entre chaque nœud et ses voisins directs. Ce paramètre représente la plus ou moins grande rigidité du ressort assurant le lien physique entre deux nœuds consécutifs.

Paramètre de pondération α : Le problème posé par l'implémentation directe de la méthode précédente réside dans la contrainte due à la constance du facteur de pondération α . En effet, suivant la valeur de α , le potentiel image ou le potentiel gradient sera privilégié : un α faible ($\alpha \ll 1$) guidera le contour actif vers des zones de fort gradient, alors qu'un α fort ($\alpha \approx 1$) le mènera vers des zones de faible intensité. Or, le compromis nécessaire qui en résulte ne doit pas être figé, pour un contour donné,

mais doit s'adapter localement, en fonction des caractéristiques de l'image : les zones de fort contraste, c'est-à-dire de gradient élevé, doivent tirer profit de cette information, et par conséquent utiliser un α faible; au contraire, les zones où le contour est mal défini (donc de faible gradient), ne fournissant une information utile que sur l'intensité au point considéré, nécessitent un α proche de 1. Nous avons donc introduit un paramètre α qui est une fonction décroissante du gradient; α valant 1 quand le gradient est nul, et tendant vers 0 quand la norme du gradient tend vers l'infini. La fonction adoptée dans nos travaux est la suivante :

$$\alpha_{\mathcal{A}}(\vec{\text{grad}}(M)) = \frac{\mathcal{A}}{\mathcal{A} + \vec{\text{grad}}(M)} \quad (5)$$

où \mathcal{A} fait en quelque sorte office de facteur de normalisation par rapport au gradient :

$$\alpha_{\mathcal{A}}(\vec{\text{grad}}(M)) = \frac{1}{1 + \frac{\vec{\text{grad}}(M)}{\mathcal{A}}} \quad (6)$$

Nous avons ainsi construit un facteur de pondération adaptatif, qui permet de moduler localement l'importance des potentiels image et gradient.

3. évaluation de la qualité de la segmentation

Etant donnée la complexité morphologique du cerveau, les méthodes de validation pour la segmentation en imagerie cérébrale sont limitées. Les comparaisons se font souvent entre des résultats de la segmentation automatique et une segmentation manuelle réalisée par un expert et prise comme référence.

3.1. fantôme

Compte tenu de la variabilité intra et inter-expert de la segmentation manuelle, qui ne permet donc pas de définir de manière sûre une référence, nous avons utilisé un fantôme synthétique réaliste, dont la géométrie et l'intensité traduisent au mieux les résultats obtenus par imagerie réelle. Le site Brainweb [19] met à disposition : d'une part, l'ensemble des volumes des proportions de chaque tissu cérébral, qui constitue le modèle anatomique, et d'autre part, le volume total résultant de ce modèle, et qui sera le fantôme. Pour toutes ces données, plusieurs choix de paramètres sont proposés. En précisant le type de séquence voulu (acquisition T1 en ce qui nous concerne), et grâce aux équations de Bloch, qui sont le lien entre les phénomènes physiques de résonance magnétique nucléaire et les signaux observés, il est possible

d'obtenir le volume résultant du modèle choisi [21]. L'avantage de l'utilisation de ce fantôme est que, grâce au modèle proposé, on peut connaître en tout point la proportion de chaque tissu. Par la suite, nous utiliserons les notations suivantes :

$M = \{M_i\}_{1 \leq i \leq N}$ ensemble des matières cérébrales présentes, N nombre de matières.

$P_{M_i}(x, y, z)$ proportion en pourcentage de la matière M_i au point de coordonnées (x, y, z) .

$I(x, y, z)$ intensité au point de coordonnées (x, y, z) dans le fantôme.

L'appartenance d'un voxel à une structure donnée est naturellement définie de la manière suivante : un voxel appartient à la structure M_i si la proportion de cette matière dans le voxel considéré est de plus de 50%. Le caractère univoque de cette relation permet de définir sans ambiguïté l'appartenance d'un voxel à une structure. En d'autres termes, un voxel ne peut appartenir qu'à une seule structure. En revanche, le nombre de matières présentes étant supérieur à 2 ($N > 2$), on crée ainsi une classe de voxels sous-jacente, constituée des voxels n'appartenant à aucune structure pure M_i : ce sont les voxels $V(x, y, z)$ des volumes partiels tels que :

$$\forall i \in [1, N] \quad P_{M_i}(x, y, z) \leq 50\% \quad (7)$$

Ces derniers sont principalement présents à l'interface entre les tissus purs.

3.2. évaluation de la qualité de la segmentation

Nous avons effectué un ensemble de tests appropriés au modèle de fantôme utilisé, afin de pouvoir quantifier les performances des opérateurs de segmentation mis en œuvre.

3.2.1. taux de recouvrement

La première mesure de correspondance entre 2 volumes est le taux de recouvrement : c'est le pourcentage du nombre de voxels communs à deux volumes V_1 et V_2 par rapport au nombre de voxels du volume de leur réunion, soit, de manière condensée :

$$T(V_1, V_2) = \frac{\#(V_1 \cap V_2)}{\#(V_1 \cup V_2)} \times 100(\%) \quad (8)$$

où $\#V$ est le cardinal de V , c'est-à-dire, en discret, le nombre de voxels contenu dans le volume V . L'inconvénient de ce calcul est qu'il est fortement dépendant de la taille des volumes considérés : une différence absolue entre 2 volumes de taille conséquente paraîtra infime en comparaison du même écart sur des objets de plus petite taille. Afin de s'affranchir de cette dépendance, nous proposons d'utiliser un autre type de mesure, qui représente, dans

le cas tridimensionnel, le nombre moyen de voxels d'erreur par une unité de surface, et qui s'exprime de la manière suivante :

$$N(V_1, V_2) = \frac{\#(V_1 \Delta V_2)}{F(V_1 \cap V_2)} \quad (9)$$

où $V_1 \Delta V_2 = (V_1 \cup V_2) \setminus (V_1 \cap V_2)$ représente la différence symétrique de V_1 et V_2

et $F(V) = V \setminus E(V)$ désigne la frontière (surfactive) du volume V (formule de Stein).

$E(V)$ est l'érodé du volume V par l'élément structurant de taille minimale (sphère de rayon 1 voxel en 6 ou 26-connextité).

Ces deux mesures présentent cependant l'inconvénient d'être globales et de ne pas rendre compte des différences locales entre les deux volumes comparés. Ainsi, un écart substantiel localisé, qui ne doit pas être considéré comme un bon résultat, sera masqué par un comportement relativement bon par ailleurs, et affectera peu le taux de recouvrement.

3.2.2. cartes et histogrammes des distances

On peut remédier au manque d'information locale des deux méthodes précédentes grâce à l'utilisation de la notion de distance d . L'idée est de privilégier un des deux volumes d'intérêt en le considérant comme la référence, puis d'obtenir sa carte de distances. Cette dernière est enfin appliquée sur le contour du deuxième volume, de sorte que chaque voxel de ce contour se voit attribuer un index renseignant sur sa distance au volume de référence. La construction de la carte de distances se fait de la manière suivante. On part du contour C_r du volume de référence V_r , que l'on dilate successivement par des sphères de rayon croissant, qui définissent la distance d . La différence des volumes obtenus entre deux dilations successives i et $i + 1$ consiste en deux surfaces :

$$S_{i+1}^{int} = V_r \cap (D^{B_{i+1}}(C_r) \cap D^{B_i}(C_r)) \quad (10)$$

$$S_{i+1}^{ext} = \bar{V}_r \cap (D^{B_{i+1}}(C_r) \cap D^{B_i}(C_r)) \quad (11)$$

où B_i est la sphère de rayon i , S_{i+1}^{int} est la surface des voxels intérieurs au volume de référence V_r et distants de $i + 1$ voxels au contour C_r , à laquelle on affecte l'indice $-(i + 1)$

S_{i+1}^{ext} est la surface des voxels extérieurs au volume de référence V_r et distants de $i + 1$ voxels au contour C_r , à laquelle on affecte l'indice $i + 1$

Cette étape de la procédure est illustrée à la figure 1. Nous construisons ainsi des surfaces iso-intensité (ou couches) codant la distance de chaque voxel au contour de référence C_r . En superposant cette carte des distances au contour du deuxième volume, on obtient le même contour, mais pour lequel chaque voxel a une intensité proportionnelle à sa distance au contour de référence. Il est ainsi facile de visualiser ce contour en 3D, et de voir localement, grâce au codage de distances en intensité, la répartition des écarts entre le deuxième volume et le volume de

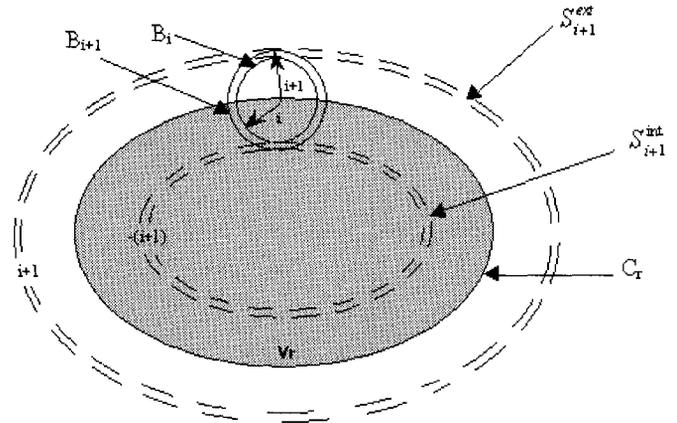


Figure 1. – Méthode de création de la carte des distances de la référence à l'itération i .

référence. Le moyen le plus simple de condenser l'information sur les distances est de calculer l'histogramme des distances sur les voxels du contour obtenu, ce qui permet d'avoir la distribution des écarts par rapport à la référence, et de juger de la qualité de la correspondance entre les deux volumes.

3.3. méthode spécifique au modèle du fantôme

Jusqu'à présent, nous n'avons tenu compte, pour nos mesures de similarité entre un volume de test et une référence, que de la notion de distance, de manière générique et sans aucune spécification sur le type de données à traiter. Or, il se trouve que l'objet des méthodes de segmentation mises en œuvre est d'extraire l'encéphale de la boîte crânienne : il s'agit donc de circonscrire la limite externe du cortex (matière grise), baignant dans du LCR. Cette notion d'interface, combinée avec le modèle de fantôme, nous a orientés vers l'utilisation du pourcentage de matière par couche (la notion de couche est évoquée ci-dessus). L'idée est d'ajouter, en plus de l'information sur la distance donnée par la carte des distances, celle sur la proportion de chaque matière fournie par le modèle du fantôme, pour caractériser la similarité entre un volume édité et le modèle du fantôme. Afin de tirer le meilleur profit de ce dernier, nous calculons, dans chaque couche externe S_{j+1}^{ext} et interne S_{j+1}^{int} au masque d'un volume édité, l'histogramme des proportions de matière grise et de LCR (seuls les voxels appartenant à ces deux structures sont pris en compte), par tranche de 5%; c'est-à-dire le nombre de voxels de la couche considérée qui ont entre 50% et 55% de matière grise (respectivement de LCR), entre 55% et 60% de matière grise (respectivement de LCR), etc. Pour chaque matière, nous obtenons alors 10 classes C_j :

$$C_j =]b_j, b_{j+1}], \quad \text{avec} \quad b_j = 50 + 5j, 0 \leq j \leq 9$$

Le nombre de voxels de la matière M, dans la couche S_i , appartenant à la classe C_j , est alors :

$$n_{S_i}^{C_j} = \#\{V(x, y, z) \in S_i \text{ tq } P_M(x, y, z) \in C_j\} \quad (12)$$

Le nombre total de voxels de la matière M, dans la couche S_i , est donc :

$$n_{S_i}(M) = \sum_{j=0}^9 n_{S_i}^{C_j}(M) \quad (13)$$

Ainsi, pour chaque couche considérée, on connaît le nombre de voxels de chaque structure, ainsi que la classe de proportion associée. En normalisant par le nombre de voxels de la couche, on en déduit facilement le pourcentage de voxels d'une structure quelconque, appartenant à la classe C_j .

4. résultats et discussion

Les caractéristiques du fantôme utilisé sont les suivantes : acquisition de type T1, résolution de $1 \times 1 \times 1 \text{ mm}^3$ (soit un volume de $181 \times 217 \times 181$ voxels), codage sur 8 bits (c'est-à-dire 256 niveaux de gris). Le type d'acquisition employé (pondération T1) donne des images où le LCR apparaît en sombre, la matière blanche est plus claire que la matière grise, et les orbites oculaires et la masse adipeuse présentent de forts niveaux de gris. Dans un premier temps, le logiciel d'édition ATOMIA est lancé sur le fantôme, ce qui fournit le contour initial pour notre méthode de segmentation. Les contours actifs sont ensuite appliqués en 2D sur les coupes axiales, afin de récupérer la matière grise oubliée par ATOMIA. Bien que le volume édité par ATOMIA soit simplement connexe, le passage en 2D fait apparaître des surfaces non simplement connexes (c'est-à-dire contenant des trous, cf. figure 2). La présence de plusieurs contours qui en résulte est gérée automatiquement pour chaque coupe.

Pour des raisons pratiques, la carte des distances 3D du volume de référence a été établie dans un voisinage maximal de 10 voxels, c'est-à-dire que seuls les voxels distants de moins de 10 voxels au contour de référence sont indexés de la manière décrite en 3.2.2. On définit ainsi 10 couches internes et 10 couches externes au contour de référence. La figure 3 montre la carte de distances obtenue à partir de l'encéphale, à laquelle est enlevé un huitième d'espace, ce qui permet de visualiser l'allure de la carte obtenue. Le point sensible et fondamental de la méthode, à savoir le choix d'un jeu de paramètres convenables, est présenté et discuté ci-dessous, ainsi que les résultats obtenus, qui sont comparés avec ceux donnés par ATOMIA.

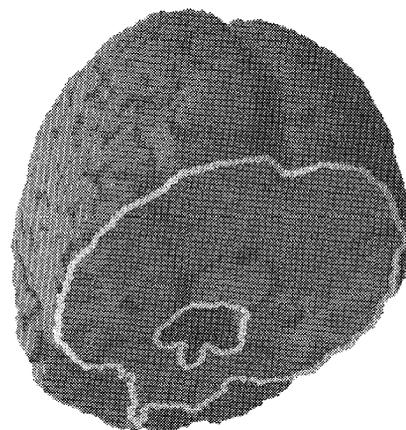


Figure 2. – Mise en évidence des contours multiples pour chaque coupe : encéphale édité et tronqué par un plan axial.

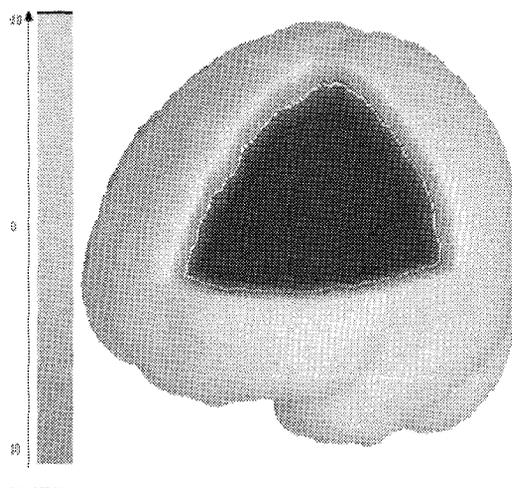


Figure 3. – Exemple de carte de distances 3D appliquée sur l'encéphale. Codage en niveau de couleur de la distance de -10 à +10 voxels.

4.1. choix des paramètres

L'utilisation des contours actifs est toujours délicate car elle requiert une première phase de recherche des paramètres sinon optimaux, du moins offrant des performances satisfaisantes. Afin de trouver un domaine d'utilisation convenable pour ω_n , ζ et \mathcal{A} , nous avons fait varier ces trois paramètres en calculant, pour chaque configuration, l'histogramme des distances du volume obtenu après application des contours actifs par rapport au masque de référence. L'histogramme des distances du volume initial (édité par ATOMIA) permet également la comparaison. A ce sujet, il faut préciser que le contour obtenu par ATOMIA représente la limite intérieure de l'encéphale (frontière incluse dans l'encéphale),

alors que celui obtenu après contours actifs correspond à la limite extérieure de l'encéphale (frontière incluse dans le LCR). Cette ambiguïté de la définition de frontière entre deux structures, inhérente à la discrétisation, se traduit par un biais apparent d'un voxel dans les histogrammes des distances des contours actifs par rapport à ceux d'ATOMIA.

Coefficient d'amortissement ζ : Pour un système du second ordre mis sous sa forme canonique, le temps de réponse à un échelon est optimal pour une valeur de $\zeta = \frac{\sqrt{2}}{2} \simeq 0,707$, ce qui donne un ordre de grandeur des valeurs à utiliser. Nous avons donc choisi de faire varier ζ entre 0,1 et 0,9. La figure 4 met en évidence le compromis récurrent pour le choix des paramètres : un trop faible facteur d'amortissement récupère certes de la matière grise du cortex (plus de 35000 voxels après contours actifs pour $\zeta = 1$, contre moins de 30000 avant), mais beaucoup plus de voxels se retrouvent à grande distance du contour de référence (2500 après contours actifs contre 40 avant). Nous prendrons par la suite la valeur $\zeta = 0,6$ qui, au vu de la figure 4, réalise un bon compromis entre les deux observations précédemment évoquées.

Pulsation naturelle ω_n : La valeur de ω_n , proportionnelle à la constante de raideur k , détermine l'importance de la rigidité entre les nœuds consécutifs du modèle déformable. L'ordre de grandeur de ω_n est déterminé de la manière suivante : pour de trop grandes valeurs, le contour devient trop rigide, et on n'observe aucun changement du contour initial ; par contre, pour des valeurs trop faibles, les ressorts entre les nœuds sont trop lâches et, en certains endroits du contour, des nœuds s'éloignent de leur position initiale de manière anormale et divergent. Afin de trouver une plage d'utilisation convenable de ω_n , nous avons fait varier ce paramètre de 0,01 à 2 (rad/s). La figure 5 permet de comparer l'histogramme des distances du volume segmenté après contours actifs pour différentes valeurs de ω_n avec l'histogramme des distances du volume obtenu après ATOMIA seul. La procédure de détermination des limites inférieure et supérieure de la plage d'utilisation de ω_n , précisée ci-dessus, fournit les conclusions suivantes : l'histogramme des distances se rapproche d'autant plus de celui d'ATOMIA que les valeurs de ω_n sont grandes (ω_n supérieur à 1 par exemple), ce qui implique que les contours actifs n'apportent rien par rapport au contour initial ; par contre, pour les valeurs inférieures à 0,1, on observe une augmentation considérable des points du contour final très éloignés du masque de référence (par exemple 4000 points distants de 4 voxels du contour idéal, pour $\omega_n = 0,01$ rad/s). On en conclut que le domaine d'utilisation de ω_n est compris entre 0,1 et 1. Nous utiliserons par la suite $\omega_n = 0,5$ rad/s.

Paramètre de normalisation \mathcal{A} : La valeur de \mathcal{A} détermine l'importance de la décroissance de $\alpha_{\mathcal{A}}$. D'après l'équation (5), il est clair que $\alpha_{\mathcal{A}}$ est fonction croissante de \mathcal{A} . Ainsi, l'importance du potentiel image (équation (3)) est d'autant plus grande que la valeur de \mathcal{A} est élevée. Or, si \mathcal{A} est trop grand, seul le potentiel image guidera le contour actif, et le contour final ne correspondra

plus à une frontière de régions en terme d'intensité. Au contraire, pour les faibles valeurs de \mathcal{A} , l'apport du potentiel image (nécessaire dans les zones de faible contraste) sera insignifiant. Ce sont ces critères qui conditionneront les limites du domaine pour \mathcal{A} . Dans le cadre de notre étude, nous avons fait varier \mathcal{A} de 0,01 à 50. Les résultats sont illustrés sur la figure 6. Une valeur supérieure à 10 semble orienter le contour vers l'extérieur du masque de référence, ce qui était prévisible car l'attraction vers les faibles intensités (LCR) est alors prépondérante. En revanche, les courbes obtenues ne paraissent pas privilégier une valeur minimale à ne pas dépasser. Ceci est dû au fait que l'action du potentiel image est trop locale pour se répercuter sur les caractéristiques utilisées. Finalement, la valeur utilisée est $\mathcal{A} = 0,5$.

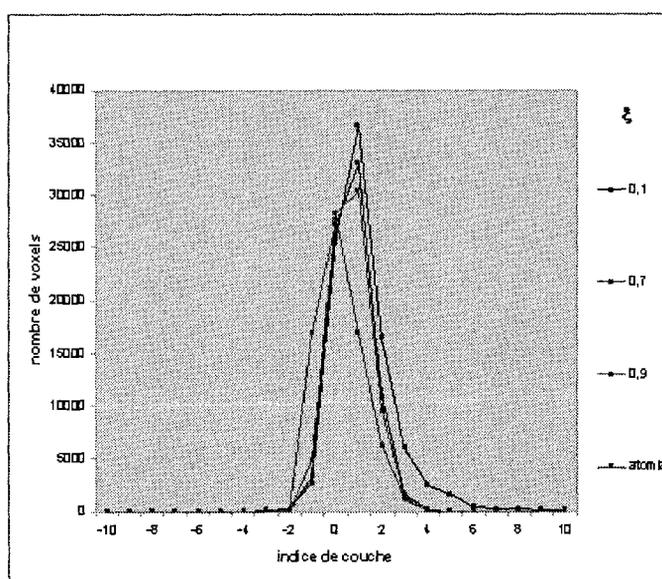


Figure 4. – Influence du coefficient d'amortissement ζ sur les performances des contours actifs - Comparaison avec les performances d'ATOMIA.

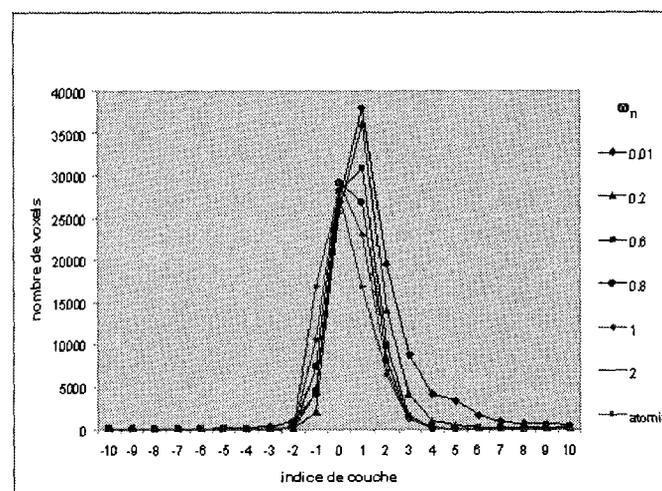


Figure 5. – Influence de la pulsation naturelle ω_n sur les performances des contours actifs - Comparaison avec les performances d'ATOMIA.

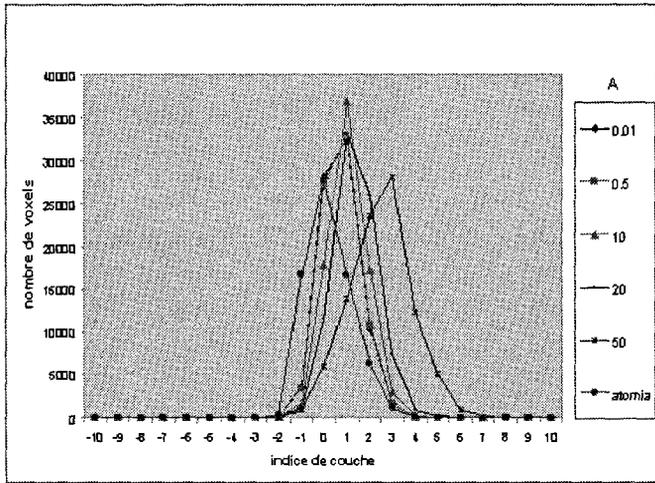


Figure 6. – Influence du facteur de normalisation A sur les performances des contours actifs - Comparaison avec les performances d'ATOMIA.

4.2. évaluation de la qualité de la segmentation

Grâce aux mesures de correspondance effectuées précédemment, nous avons pu déterminer un domaine d'utilisation des paramètres fournissant des résultats satisfaisants quant aux performances de segmentation. Nous fixons à présent un jeu de paramètres ($\zeta = 0,6$, $\omega_n = 0,5$, $A = 0,5$), et comparons, dans un premier temps, les résultats des contours actifs avec ceux du logiciel ATOMIA seul; puis, afin de valider notre méthode, nous montrons la robustesse de notre méthode vis à vis du bruit.

4.2.1. validation des contours actifs

Le fantôme dont les caractéristiques ont été décrites au 3.1 est d'abord utilisé sans bruit additif. L'encéphale édité par ATOMIA fournit le contour initial du volume obtenu VAT pour notre algorithme de contours actifs, dont les paramètres choisis sont ceux justifiés au paragraphe 4.1. A des fins de visualisation, les figures 7a et 7b montrent une même coupe axiale du fantôme initial non bruité, auquel est superposé respectivement le contour de VAT et celui de VCA (volume obtenu après application des contours actifs).

La matière grise récupérée au niveau du cortex externe est bien visible sur la figure 7b. Cependant, ce jugement est trop subjectif et nécessite surtout une vérification visuelle du résultat de la segmentation. Nous proposons donc d'utiliser les outils précédemment présentés afin de valider de manière plus sûre et automatique les performances de la méthode coopérative utilisée.

La figure 8 permet de comparer les histogrammes des distances de VAT et de VCA. L'apport des contours actifs est évident : le nombre de voxels de matière grise récupérés après contours actifs

est tout à fait substantiel (le contour du volume édité contient 34000 voxels de matière grise contre 27500 avant application des contours actifs). Rappelons ici que l'« offset » apparent d'un voxel entre les deux histogrammes, déjà évoqué au 4.1 et qui pourrait discréditer notre approche coopérative, est dû au potentiel image choisi au 2.2. Cela n'a donc aucune incidence sur la qualité réelle de la méthode.

L'autre outil de validation spécifique au modèle de fantôme adopté est l'histogramme des proportions de matière grise par tranches de 5%, dont la construction a été développée au 3.2.2. Les figures 9 et 10 montrent ces histogrammes respectivement avant et après application des contours actifs. On peut ainsi visualiser, pour chaque couche interne et externe du volume édité, la proportion de voxels de matière grise, ainsi que la distribution des pourcentages de matière grise parmi ces voxels (codés en couleur sur les figures).

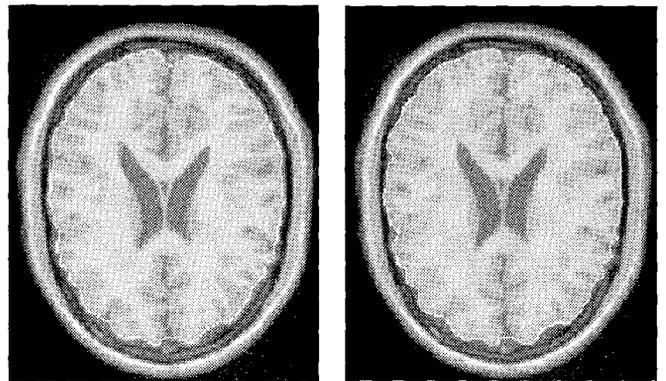


Figure 7. – Superposition de la coupe n°76 du fantôme initial et du contour de VAT obtenu avant les contours actifs (a) et VCA obtenu après application des contours actifs (b).

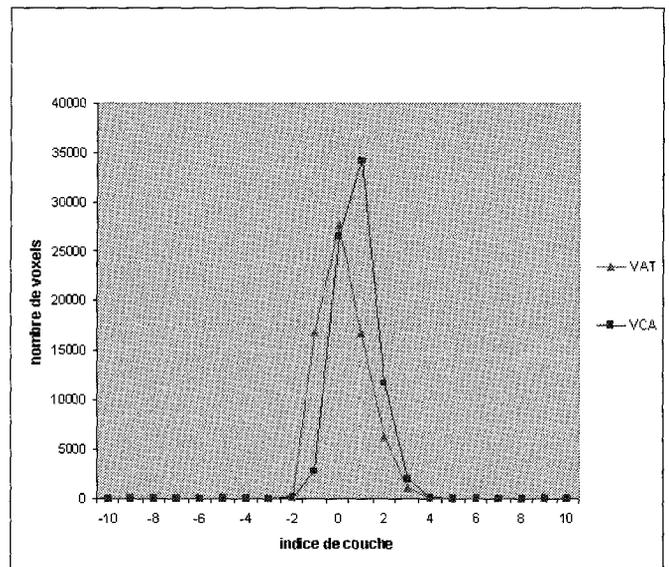


Figure 8. – Histogrammes des distances des volumes édités avant (VAT) et après (VCA) application des contours actifs, avec les valeurs de paramètres $\zeta = 0,6$, $\omega_n = 0,5$ rad/s, $A = 0,5$.

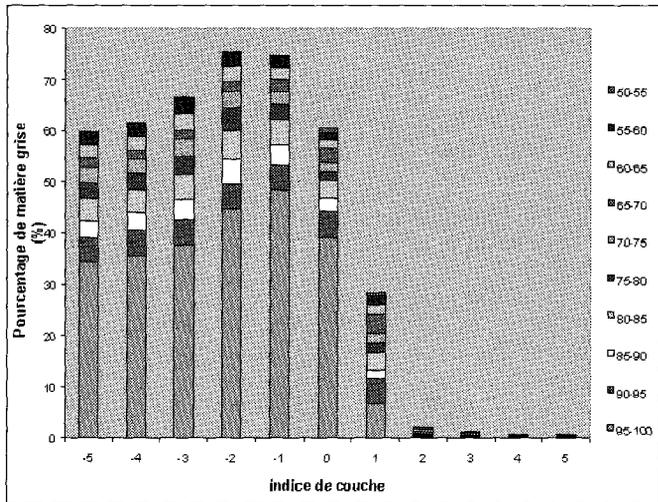


Figure 9. – Histogramme des proportions de matière grise par tranches de 5%, pour le volume édité par ATOMIA.

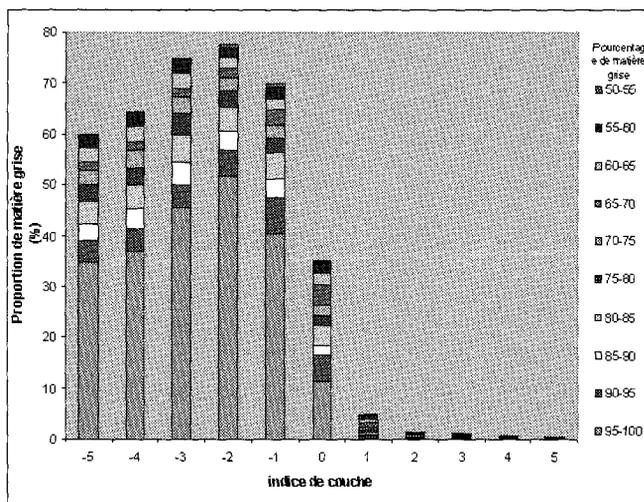


Figure 10. – Histogramme des proportions de matière grise par tranches de 5%, après application des contours actifs au volume initial.

Au vu de ces résultats, il est clair que les contours actifs permettent de récupérer la matière grise sur la surface externe du cortex qui avait été oubliée par la méthode seule d'ATOMIA. En effet, il ne reste pratiquement plus de matière grise en dehors de VCA : moins de 5% sur la première couche externe, contre presque 30% pour VAT. De plus, les deux premières couches internes de VCA (d'indices 1 et 2) contiennent plus de matière grise que celles de VAT (d'indices 0 et 1) : 70% contre 60% pour la première couche, et 78% contre 74% pour la deuxième couche.

4.2.2. robustesse vis à vis du bruit

Dans un souci de prise en compte des phénomènes réels d'acquisition, indispensable à une bonne modélisation, nous avons ajouté aux volumes précédents simulés idéalement un bruit blanc gaussien de moyenne nulle et d'écart-type σ_b . La figure 11 montre

les histogrammes des distances obtenus en fonction de l'écart-type du bruit additif. On observe un changement significatif pour les valeurs de σ_b autour de 20, ce qui se traduit par un biais dans la détection du contour cortical. Cette valeur d'écart-type est bien supérieure à celles rencontrées habituellement sur des acquisitions IRM conventionnelles, et les intensités typiques du LCR, de la matière grise et de la matière blanche sont respectivement de 20, 50, et 70 (sur une plage de 0 à 255). On peut donc considérer que notre méthode de segmentation est robuste vis-à-vis du bruit.

4.3. expérimentation

Pour les expérimentations réelles, nous avons utilisé des volumes de taille $256 \times 256 \times 124$ voxels codés sur 8 bits, et de résolution $1 \times 1 \times 1,2 \text{ mm}^3$, issus d'acquisitions IRM 3D pondérées en T1 (LCR sombre, matière blanche plus claire que matière grise, les orbites oculaires et la graisse présentent de forts niveaux de gris). La figure 12 montre les résultats sur une coupe d'un volume segmenté. Le logiciel ATOMIA érode l'encéphale au niveau du cortex, c'est-à-dire que certains gyri ne sont pas totalement inclus dans le résultat. Par contre, l'affinage par la méthode des contours actifs permet de récupérer ces parties de cortex oubliées. De plus, les irrégularités de la limite extérieure du cortex (interface matière grise-LCR) sont mieux prises en compte par les contours actifs. A ce sujet, il convient de noter que, par endroit, ces derniers ont tendance à inclure dans l'encéphale un peu de LCR, orientation dont l'explication a déjà été donnée au 4.2.1. L'objectif final étant d'obtenir la totalité des structures cérébrales (notamment le cortex) pour la classification ultérieure des tissus, l'avantage des contours actifs est donc évident.

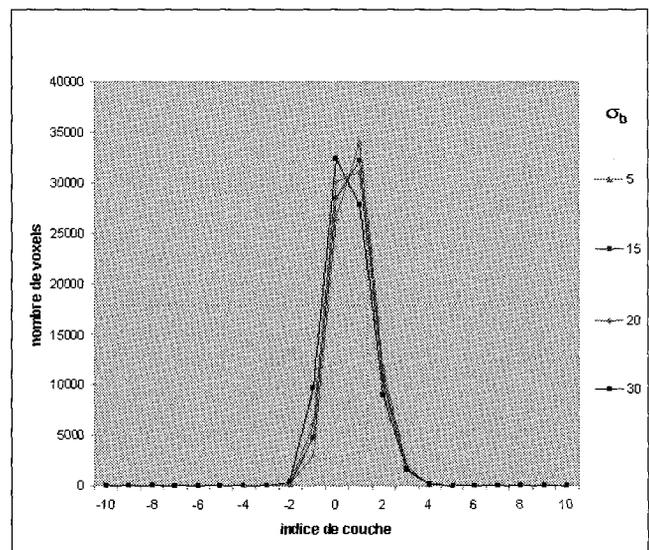


Figure 11. – Influence du bruit sur les performances de segmentation des contours actifs : histogrammes des distances pour différentes valeurs de l'écart-type σ_b du bruit.

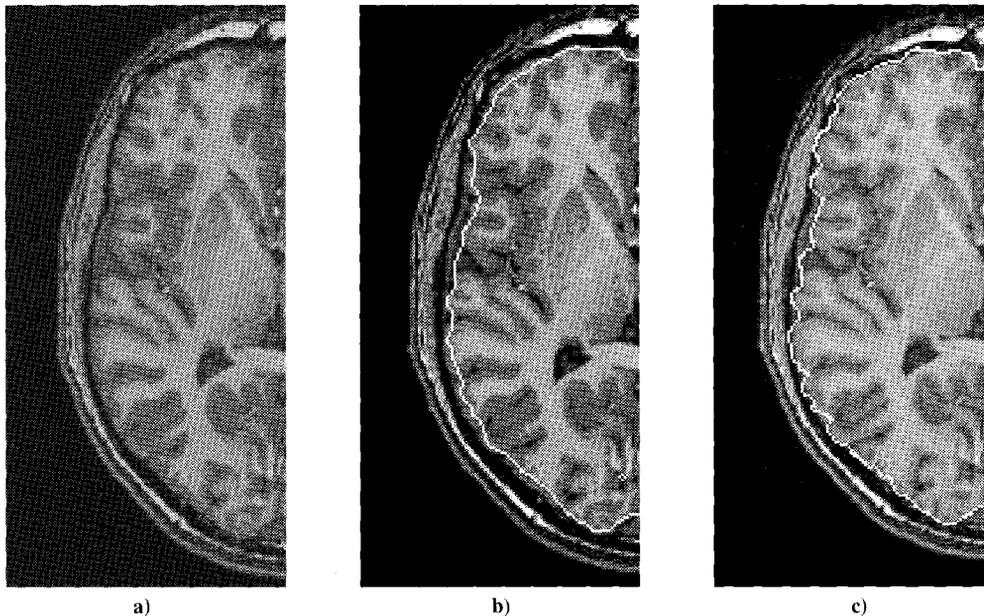


Figure 12. – Résultats sur un volume IRM T1 réel-Coupe axiale n°71 et zoom sur une région particulière.
 a) Coupe d'origine. b) Superposition de la coupe d'origine et du contour de VAT obtenu par ATOMIA. c) Superposition de la coupe d'origine et du contour de VCA obtenu après les contours actifs.

5. conclusion

La méthode de segmentation coopérative proposée a permis de combiner les atouts des approches région et contour pour une meilleure extraction de l'encéphale sur des images IRM. A des fins de validation, l'utilisation d'un modèle de fantôme basé sur des considérations anatomiques du cerveau et sa synthèse à partir des équations de la physique permettent d'obtenir une simulation aussi proche que possible des images acquises en réalité. En outre, la connaissance des proportions de chacune des matières cérébrales en tout point du fantôme permet de caractériser de manière précise les performances des méthodes d'extraction de l'encéphale. A cet effet, de nouvelles méthodes de quantification des algorithmes de segmentation, combinant la notion de distance et l'information fournie par le modèle sur les proportions de matière, sont présentées. Leur intérêt pour le choix des paramètres des contours actifs, problème souvent éludé par les auteurs, est mis en évidence grâce à des critères appropriés. Une plage d'utilisation convenable du jeu de paramètres est ainsi obtenue, ce qui donne une indication sur les valeurs à choisir pour traiter les données réelles. Expérimentalement, les paramètres des contours actifs obtenus à partir du fantôme aboutissent à des résultats satisfaisants sur les images réelles, et l'apport des contours actifs par rapport à l'approche région seule est montré. La méthode coopérative proposée peut être très facilement adaptée à d'autres applications telles que la segmentation et la mesure de nécroses, ou encore la détection des commissures supérieure et antérieure [22]. Elle est une étape essentielle pour la classification

des tissus cérébraux, la détection des sillons, et la visualisation de l'encéphale. Les méthodes d'évaluation des performances mises en place peuvent être appliquées aux étapes suivantes. La présélection d'un domaine d'utilisation des paramètres des contours actifs par le moyen d'un fantôme est spécifique au type de séquence utilisé lors de l'acquisition des images. L'extension du modèle de fantôme présenté à d'autres séquences d'acquisition utilisées en routine clinique permettrait une automatisation plus grande de la méthode des contours actifs.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] H.E. Cline, C.L. Dumoulin, H.R. Hart et al., «Reconstruction of the brain from MRI using a connectivity algorithm », *Magnetic Resonance Imaging*, Vol.5, N°5, 1987, pp.345-352, USA.
- [2] M. Joliot et B. Mazoyer, «Three-Dimensional Segmentation and Interpolation of Magnetic Resonance Brain Images », *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.12, N°2, 1993, pp.269-277.
- [3] S.V. Raman, S. Sarakar et K.L. Boyer, «Tissue Boundary Refinement in MRI Using Contour-based Scale Space Matching », *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.10, N°2, 1991, pp.109-121.
- [4] M. Bomans, K-H. Hohne, U. Tiede et M. Riemer, «3-D segmentation of MR images of the head for 3D display », *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.9, 1990, pp.177-183.
- [5] P. Allain, «Imagerie par résonance magnétique du cerveau : analyse automatique tridimensionnelle et segmentation, application au traitement de données en tomographie à émission de positons », *Thèse Université de Caen*, 1993.
- [6] M.E. Brummer, R.M. Mersereau, R.L. Eisner et R.R.J. Lewine, «Automatic detection of brain contour in MRI data sets », *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol.12, N°2, 1993, pp.153-166.

- [7] T. Pavlidis et Y.T. Liow, «Integrating region growing and edge detection», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.12, N°3, 1990, pp.225-233.
- [8] M. Kass, A. Witkin et D. Terzopoulos, «Snakes : active contour models », *International Journal of Computer Vision*, 1988, pp. 321-331.
- [9] T.F. Cootes, A. Hill, C.J. Taylor et al., «The use of active shape models for locating structures in medical images », *Image and Vision Computing*, Vol.12, N°6, 1994, pp.355-366.
- [10] E.A. Ashton, K.J. Parker, M.J. Berg, C.W. Chen, «A novel volumetric feature extraction technique with applications to MR images », *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol.16, N°4, 1997, pp.365-371.
- [11] S. Sandor et R. Leahy, «Surface-based labeling of cortical anatomy using a deformable atlas », *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol.16, N°1, 1995, pp.41-55.
- [12] Y. Amit, «Graphical shape templates for automatic anatomy detection with applications to MRI brain scans », *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol.16, N°1, 1997, pp.28-40.
- [13] Y. Ge, J.M. Fitzpatrick et al., «Accurate localization of cortical convolutions in MR brain images », *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol.15, N°4, 1996, pp.418-428.
- [14] Y.J. Zhang, «Evaluation and comparison of different segmentation algorithms », *Pattern Recognition Letters*, Vol.18, 1994, pp.963-974.
- [15] K.J. Cho, P. Meer et J. Cabrera, «Performance assessment through bootstrap », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.19, N°11, 1997, pp.1185-1197.
- [16] R.M. Haralick, «Dialogue : performance characterization in computer vision », *CVGIP : Image Understanding*, Vol.60, N°2, pp.245-265, Sept. 1994.
- [17] A.P. Zijdenbos, B.M. Dawant, R.A. Margolin et A.C. Palmer, «Morphometric analysis of white matter lesions in MR images : method and validation », *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol.13, N°4, 1994, pp.716-724.
- [18] V. Chalana, D.T. Linker et al., «A multiple active contour model for cardiac boundary detection on echocardiographic sequences», *IEEE Trans. on Medical Imaging*, Vol.15, N°3, pp.290-298, June 1996.
- [19] A. Cocosco, V. Kollokian, R.K-S. Kwan et A.C. Evans, «Brain Web : Online interface to a 3D MRI simulated brain database », <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb>.
- [20] C. Nastar et N. Ayache, «Fast segmentation tracking and analysis of deformable objects », *Rapport interne INRIA n° 1783*, 1992, pp.1-38.
- [21] R.K-S. Kwan, A.C. Evans et G.B. Pike, An extensible MRI simulator for post-processing evaluation, *Visualization in Biomedical Computing », 4th International Conference, VBC '96, Hamburg, Germany, September 1996. Proceedings. Lecture Notes in Computer Science*, Vol.1131, Springer-Verlag, pp.135-140.
- [22] O. Quinton, L. Verard, N. Tzourio, D. Bloyet et J.M. Travère, «Automatic AC-PC identification on 3D T1-MRI using scene analysis », *NeuroImage*, Vol.5, N°4, p.405, May 1997, Copenhagen, Denmark.

Manuscrit reçu le 15 décembre 1998.

LES AUTEURS

Jalal FADILI



Jalal Fadili est ingénieur de l'ISMRA-ENSI de Caen (1996). Titulaire d'un DEA Mesures, Capteurs et images de l'université de Caen de la même année, il est actuellement en thèse au sein de l'équipe image du GREYC. Ses thèmes de recherche concernent d'une part le traitement et la segmentation en IRM et d'autre part l'analyse spatio-temporelle des signaux d'activation cérébrale en IRM fonctionnelle utilisant diverses stratégies : classification (ACP, floue...etc), approche

par la statistique classique ou encore la modélisation linéaire ou non linéaire du signal dans le contraste observé.

Su RUAN



Su Ruan est Maître de conférences à l'université de Caen depuis 1993. elle est actuellement au sein de l'équipe image du GREYC. Sa recherche porte particulièrement sur la segmentation et la détection des signaux appliquées à l'IRM.

Daniel BLOYET



Daniel Bloyet est Professeur à l'ISMRA-ENSI de Caen où il dirige le Groupe de Recherche en Informatique, Image et Instrumentation de Caen. Ses centres d'intérêts se rapportent aux méthodes et moyens de détection de signaux ou de paramètres très faibles. Un premier axe de son travail concerne les détecteurs supraconducteurs de type SQUID et les bolomètres supraconducteurs. Un second axe est relatif aux méthodes et moyens de détection par tomographie (TEP,

IRM fonctionnelle) de l'activité cérébrale et à la mesure de paramètres permettant d'apprécier les modifications des tissus biologiques liées à la présence d'une lésion cancéreuse.

Bruno MORETTI



Bruno Moretti est Ingénieur de l'ISMRA-ENSI de Caen (1996). Titulaire d'un DEA Mesure-Capteurs-Image de l'Université de Caen, il effectue sa thèse au sein du GREYC dans le domaine de l'imagerie cérébrale. Son sujet de thèse traite du recalage multimodalité, de la fusion de données, et de la mesure et de la correction du déplacement corticale dans un cadre neurochirurgical.