

Segmentation par modèle déformable des régions osseuses de la tête dans les volumes IRM

Segmentation of the skull in MRI volumes using deformable model

par Hilmi RIFAI¹, Isabelle BLOCH¹ et Seth HUTCHINSON²

¹Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications,
département TSI, CNRS URA 820, 46 rue Barrault, 75013 Paris, France.
email : {rifai,bloch}@tsi.enst.fr

²University of Illinois at Urbana-Champaign, 2017 Beckman Institute,
405 North Matthews Avenue, Urbana, IL 61801.
email : seth@uiuc.edu

résumé et mots clés

Dans ce papier, nous présentons une méthode de segmentation par modèle déformable des régions osseuses de la tête à partir de données IRM 3D. Cette segmentation prend en compte l'effet du volume partiel présent en IRM permettant ainsi une segmentation précise de l'os. La segmentation du crâne est une étape importante dans les applications nécessitant la construction d'un modèle réaliste de la tête. Ce type de modèle est utilisé, entre autres, pour la simulation du comportement d'un champ électromagnétique dans les tissus de la tête, ainsi que pour la modélisation de l'activité électrique du cortex en EEG et MEG. La méthode de segmentation proposée commence par une pré-segmentation du crâne avec une technique de croissance de région. Le résultat de la pré-segmentation est ensuite raffiné par la propagation, en 3D, de la surface de la région pré-segmentée dans le sens de la normale à cette surface. La propagation est réalisée par la détection des courbes de niveau d'une hypersurface, permettant ainsi des changements de topologie avantageux dans notre cas. L'effet du volume partiel est pris en considération lors de la formulation du terme de vitesse de la surface propagée, ce qui permet de réaliser une segmentation sub-voxelique du crâne.

Segmentation du crâne, données IRM, modèle déformable 3D, courbes de niveau, estimation du volume partiel.

abstract and key words

In this paper, we present a new approach for segmenting regions of bone in MRI volumes using a deformable model. Our method takes into account the partial volume effects that occur with MRI data, thus permitting a precise segmentation of these bone regions. Partial volume is estimated, in a narrow band around the deformable model, at each iteration of the propagation of the model. Segmentation of the skull in medical imagery is an important stage in applications that require the construction of realistic models of the head. Such models are used, for example, to simulate the behavior of electro-magnetic fields in the head and to model the electrical activity of the cortex in EEG and MEG data. Our segmentation method begins with a pre-segmentation stage, in which a preliminary segmentation of the skull is constructed using a region-growing method. The surface which bounds the pre-segmented skull region offers an automatic 3D initialization of the deformable model. This surface is propagated (in 3D) in the direction of its normal. This propagation is achieved using level set method, thus permitting changes to occur in the topology of the surface as it evolves, an essential capability for our problem. The speed at which the surface evolves is a function of the estimated partial volume. This provides a sub-voxel accuracy in the resulting segmentation.

Segmentation of the skull, MRI volumes, 3D deformable model, level sets, partial volume estimation.

1. introduction

La segmentation du crâne dans les images médicales constitue une étape importante vers une segmentation complète des tissus de la tête humaine. Une telle segmentation est indispensable lors de la construction d'un modèle réaliste de la tête. Ce type de modèle est utilisé lors de la simulation numérique du comportement d'un champ électromagnétique dans les tissus de la tête dans le but d'étudier les effets biologiques de ces champs [34], ainsi que pour l'étude de l'activité électrique du cortex cérébral en EEG (électroencéphalographie) et MEG (magnétoencéphalographie) [21]. Chaque type de tissus introduit dans le modèle est caractérisé par ses propriétés électromagnétiques. Les propriétés électromagnétiques du crâne rendent indispensable son introduction dans un modèle réaliste de la tête [32]. Des modèles simplifiés de la tête constitués de sphères emboîtées sont parfois utilisés [15], mais une grande importance est donnée à la construction de modèles plus réalistes. Cette construction peut s'appuyer sur l'imagerie médicale [20] qui dévoile la structure et la composition des tissus de la région étudiée.

Parmi les différentes modalités d'imagerie, le scanner X est le mieux adapté à la segmentation du crâne [29]. Pourtant, nous avons choisi de segmenter les régions osseuses à partir d'images IRM. Ce choix repose sur deux raisons :

- L'examen IRM n'est pas nocif [10] (contrairement au scanner X par exemple). Cela facilite l'acquisition des volumes complets et de haute résolution de la tête sans courir le risque d'exposition à des fortes doses de radiation comme c'est le cas pour le scanner X.
- De plus, Les images IRM sont bien adaptées à la segmentation des tissus mous et du cortex cérébral en particulier. Lors de la modélisation de la tête, l'introduction de ces tissus dans le modèle est très importante à cause de leur propriétés électromagnétiques [20]. Ainsi, un modèle individuel comprenant toutes les structures de la tête peut être construit à partir d'une seule acquisition du sujet. Cependant, la segmentation du crâne dans les volumes IRM pose une difficulté provenant du fait que l'os, comme l'air et le LCR (Liquide Céphalo-Rachidien), est une zone de non-signal en IRM. La segmentation du crâne nécessite donc la détection des zones de non-signal dans une zone de l'image bien définie a priori. Cette difficulté sera discutée dans le paragraphe 2.3.

Peu de travaux ont été consacrés à la segmentation du crâne à partir d'images IRM puisque l'approche classique est de segmenter l'os à partir des images scanner. Ainsi, Soltanian-Zadeh et Windham [36] utilisent une approche multi-échelles pour extraire les contours interne et externe du crâne d'une image scanner dans le but de réaliser son recalage avec une image IRM. Une autre approche est celle de Studholme *et al.* [4] qui consiste à utiliser un recalage rigide d'un volume CT sur un volume IRM du même sujet pour segmenter l'os dans le volume IRM. D'autres travaux

consistent à segmenter l'os directement à partir des images IRM pour éviter l'acquisition d'un volume scanner du sujet en question. Ainsi, Held *et al.* [16] définissent, entre autres, une classe scalp-os et utilisent un champ de Markov pour segmenter les classes dans une image IRM. Heinonen *et al.* [32] utilisent des techniques de seuillage et de croissance de région pour segmenter l'os dans les images IRM. Yoo *et al.* [8] segmentent le crâne dans des coupes IRM par des techniques de seuillage et de morphologie mathématique.

Les résultats des méthodes proposées ne sont pas toujours satisfaisants. En effet, avec la segmentation Markovienne de [16], une étape de connexion de contours est nécessaire. Une telle étape est utilisée dans [36] mais sur des images scanner. Le cas des images IRM est plus compliqué puisque l'effet du volume partiel (qui signifie qu'un voxel contient de l'os et du tissu à la fois) rend difficile la segmentation de certaines parties osseuses comme le sphénoïde autour des globes oculaires par exemple. Cette difficulté est mentionnée dans [32] et fait que certaines zones du crâne n'ont pas été récupérées. Aucune des méthodes proposées ne tient compte de l'effet du volume partiel dont la prise en considération est pourtant indispensable pour une segmentation précise du crâne. Notons enfin que le choix d'une approche multi-modalités (scanner-IRM) ne nous semble pas pratique pour les raisons concernant le scanner X mentionnées ci-dessus. D'autres difficultés liées à l'approche scanner-IRM résident dans le fait que la précision du recalage entre différentes modalités est du même ordre de grandeur que la taille des parties fines de l'os [4] et que les distorsions géométriques en IRM (gradients de champs non linéaires, tissus de susceptibilités différentes) sont nuisibles à la précision d'un recalage rigide ou affine.

L'originalité de notre approche réside dans l'utilisation d'un modèle déformable 3D pour la segmentation du crâne dans les images IRM, ainsi que dans la manière utilisée pour tenir compte de l'effet du volume partiel à chaque itération de la propagation du modèle. Le volume partiel en os est calculé dans les voxels aux alentours du modèle déformable, et la vitesse de propagation du modèle dans chaque voxel est fonction du volume partiel en os dans le voxel considéré. D'autre part, la propagation du modèle, réalisée par la détection des courbes de niveau, permet des changements de topologie avantageux dans le cas du crâne dont la topologie varie entre individus. Ajoutons enfin que la propagation par détection de courbes de niveau en association avec le calcul du volume partiel permet de réaliser une segmentation sub-voxelique des régions osseuses.

L'approche que nous proposons consiste donc à utiliser un modèle à grande capacité de déformation en association avec le calcul itératif du volume partiel au voisinage du modèle au cours de sa propagation. La généralité de cette approche, appliquée dans ce papier à la segmentation du crâne, permet de l'adapter à la segmentation précise et sub-voxelique d'autres structures anatomiques. Le problème revient alors à choisir les valeurs des paramètres adaptées à la structure à segmenter (voir paragraphe 5).

Dans ce qui suit, le paragraphe 2 présente le modèle déformable utilisé pour la segmentation du crâne. Le paragraphe 3 présente la technique de propagation des fronts sur laquelle repose notre modèle déformable. Dans le paragraphe 4, nous présentons le calcul du volume partiel ainsi que le calcul de la vitesse du modèle. Le paragraphe 5 décrit le choix des différents paramètres du modèle. Le paragraphe 6 présente les résultats de la segmentation du crâne sur des volumes IRM. Le paragraphe 7 présente des conclusions et des perspectives.

2. segmentation du crâne par modèle déformable

2.1. les modèles déformables en imagerie médicale

Les modèles déformables sont très utilisés pour le traitement des images médicales, en particulier pour la segmentation, le suivi et le recalage. Clarysse *et al.* [24] utilisent des surfaces déformables pour étudier le mouvement de la surface du ventricule gauche. Davatzikos et Bryan [9] utilisent un contour actif pour obtenir une représentation mathématique du cortex. Gee *et al.* [14] utilisent un atlas élastique pour le recalage avec des images cérébrales. Fok *et al.* [3,7] segmentent des cellules nerveuses avec des contours actifs. Ce ne sont que quelques exemples mais une analyse détaillée de l'utilisation des modèles déformables en traitement d'images médicales se trouve dans [22].

Les modèles déformables offrent plusieurs avantages pour la segmentation d'organes anatomiques :

- Les modèles déformables permettent l'obtention de contours fermés et plus ou moins lisses même si les images sont bruitées [7].
- Certains types de modèles déformables permettent l'obtention d'une expression analytique des contours. Cela permet le calcul analytique de quelques paramètres de forme (comme la courbure et la longueur du contour par exemple) [35].
- Certains modèles préservent la topologie [13]. D'autres permettent le changement de topologie sans problèmes de paramétrisation [33].
- Certains modèles sont adaptables à la segmentation d'organes anatomiques différents [18].
- Le contrôle des paramètres du modèle (comme l'élasticité et la courbure) peut être local (avec des snakes par exemple [19]) ou global (avec des hyperquadriques par exemple [5]).

Pourtant, l'utilisation des modèles déformables pose deux difficultés à résoudre :

- L'initialisation du modèle déformable est dans certains cas crucial pour obtenir un bon résultat de segmentation. Cette initialisation peut être faite manuellement (à travers un interface utilisateur par exemple) ou automatiquement (par la propagation d'un contour d'une coupe à l'autre d'un volume à segmenter par exemple).
- Le choix des paramètres du modèle est capital pour avoir un bon résultat de segmentation.

Ces deux problèmes sont discutés dans les paragraphes 2.3.2 et 5.

2.2. caractéristiques et choix du modèle

Le choix du modèle pour la segmentation du crâne doit tenir compte de quelques conditions :

- Le crâne est topologiquement complexe, surtout dans la zone de l'os temporal. Cela implique que le modèle déformable soit capable de représenter des formes complexes.
- La topologie du crâne varie entre les sujets. Cela est dû aux variations inter-individuelles de certaines zones (comme les zones de la moelle dans les parties supérieures du crâne). Il est donc indispensable d'utiliser un modèle déformable capable de changer de topologie (voir figure 1).
- La complexité du crâne pose un problème d'initialisation du modèle. Puisqu'une initialisation manuelle 3D semble très difficile à réaliser, il est nécessaire que cette initialisation soit automatique.
- Certaines parties du crâne sont très fines par rapport à la résolution courante en IRM. C'est le cas dans la zone des globes oculaires ainsi que les parties supérieures du crâne. On constate l'existence d'un important effet du volume partiel dans les volumes IRM. De ce fait, le modèle déformable doit être capable de segmenter les régions osseuses avec une précision sub-voxelique.
- Il existe plusieurs contours parasites dans les zones osseuses. Ces contours sont dus essentiellement au bruit et à l'effet du volume partiel. Nous avons choisi de calculer les forces externes du modèle à partir des informations sur les régions à segmenter [2] (en l'occurrence le volume partiel en os dans chaque voxel)

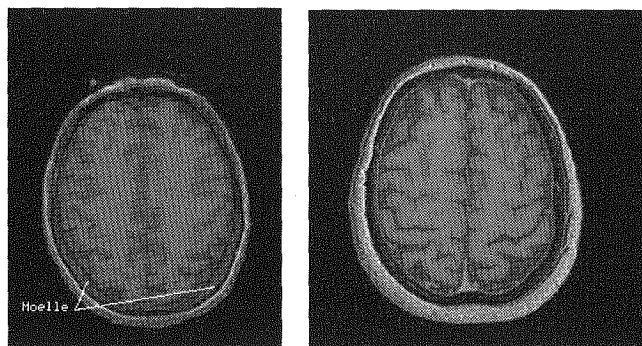


Figure 1. – Deux coupes IRM de la partie supérieure de la tête de deux sujets différents. On remarque que pour l'image à gauche, les parties graisseuses dans l'os sont plus étendues et de forme différente que dans l'image à droite.

et non pas des contours (qui est l'approche classique des modèles déformables [19]). Ce choix a l'avantage de mieux tenir compte de la composition des voxels et de réaliser une segmentation sub-voxelique des régions osseuses.

2.3. prétraitement

En IRM T1, le LCR (Liquide Céphalo-Rachidien dans lequel baigne le cerveau) et l'os sont des zones connexes et de niveaux de gris comparables [10]. Pour isoler le LCR et initialiser le modèle, nous procédons à un prétraitement comportant deux étapes : la segmentation morphologique du cerveau et la pré-segmentation du crâne.

2.3.1. segmentation morphologique du cerveau

On commence par une segmentation morphologique du cerveau. Cette segmentation a pour but de segmenter le LCR qui existe dans les sillons du cortex. La segmentation morphologique du cerveau est constituée des étapes suivantes [30] :

- Choix de deux seuils s_{inf} et s_{sup} pour isoler le cerveau de la zone de non signal de l'os et des hyper-signaux dus aux vaisseaux sanguins. Les seuils s_{inf} et s_{sup} sont calculés par :

$$\begin{aligned} s_{inf} &= \mu_{ven} - \sigma_{ven}, \\ s_{sup} &= \mu_{blanc} + 2\sigma_{blanc} \end{aligned} \quad (1)$$

où μ_{ven} , μ_{blanc} , σ_{ven} et σ_{blanc} désignent respectivement les moyennes et écarts type des ventricules et de la matière blanche.

- Erosion binaire, de rayon 1,7 mm, pour garantir la séparation entre le cerveau et la peau et globes oculaires.

Bouchage de trous qui peuvent apparaître dans le cerveau après le seuillage.

- Erosion binaire, de rayon 5,3 mm, pour séparer le cerveau de la peau.

- Extraction de la plus grande composante connexe. Cette composante correspond au cerveau.

- Dilatation binaire, de rayon 7,1 mm, pour reconstruire le cerveau.

- Fermeture binaire du cerveau pour boucher les sillons et isoler ainsi le LCR.

La figure 2 montre une image IRM et le résultat de la segmentation du cerveau. Le modèle déformable destiné à segmenter le crâne sera repoussé par le cerveau segmenté de sorte que le modèle ne pénètre pas dans les sillons du cortex cérébral.

2.3.2. pré-segmentation du crâne

Le but de la pré-segmentation du crâne est de fournir une initialisation du modèle déformable ainsi que des statistiques sur les régions osseuses. La pré-segmentation est réalisée par croissance

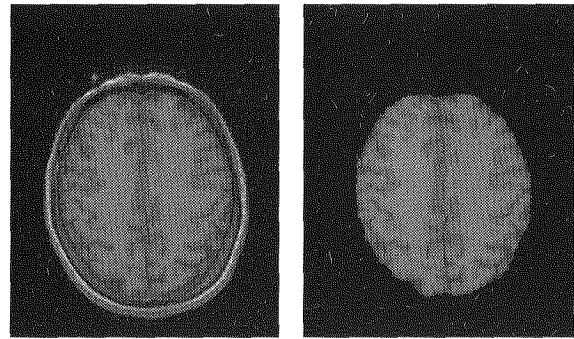


Figure 2. – Une coupe IRM et le résultat de la segmentation morphologique du cerveau. Les seuils $s_{inf} = 20$ et $s_{sup} = 125$ ont été utilisés.

de région : la région part de la surface du cerveau segmenté. La croissance de la région est réalisée par l'ajout itératif à la région des voxels 26-connexes dont le niveau de gris est inférieur à s_{inf} (choisi ci-dessus). La croissance de la région s'arrête s'il n'existe plus de voxels à ajouter. A partir de la région obtenue, on calcule la moyenne μ_{crane} et l'écart type σ_{crane} de la région pré-segmentée. Ces deux paramètres seront utilisés lors du calcul de la vitesse du modèle (voir paragraphe 4). La figure 3 montre la pré-segmentation du crâne dans une coupe IRM. On remarque que la qualité de la pré-segmentation n'est pas satisfaisante à cause des discontinuités des contours et des régions non segmentées (surtout aux alentours du cerveau). Ces artefacts sont dus d'une part au seuillage brutal introduit par s_{inf} lors de la croissance de région, et d'autre part à la non prise en compte de l'effet du volume partiel qui se manifeste sur les interfaces entre l'os et les différents tissus. La résolution de ces problèmes est effectuée avec la segmentation par modèle déformable.

La surface de la région pré-segmentée constitue l'initialisation du modèle déformable. Cette surface est propagée vers l'extérieur suivant la normale à la surface. La modélisation de la surface propagée doit répondre aux besoins de notre problème : grande capacité de déformation, segmentation sub-voxel, changement de topologie pour éliminer les trous et tunnels que peut présenter la surface de la région pré-segmentée (ce sont des régions de volume partiel non segmentées par la croissance de région), ainsi

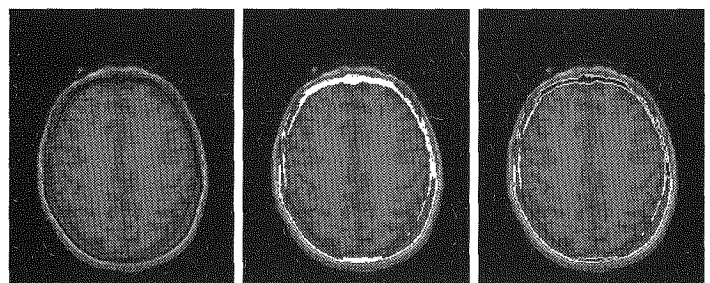


Figure 3. – Pré-segmentation du crâne : une coupe du volume IRM (à gauche). Résultat de la croissance de région (au milieu) obtenue pour $s_{inf} = 20$. Le contour de la région pré-segmentée pris comme initialisation du modèle déformable (à droite). Les statistiques obtenues sont : pour la moyenne $\mu_{crane} = 8,40$, pour l'écart type $\sigma_{crane} = 6,02$.

que pour répondre à la variabilité inter-individuelle. La méthode de propagation de fronts, par la détection des courbes de niveau, originalement proposée par Osher et Sethian [23], répond à ces besoins. Le paragraphe 3 présente cette méthode.

2.4. schéma général de la méthode de segmentation du crâne

La figure 4 présente les étapes de la méthode proposée pour la segmentation du crâne.

Dans ce qui suit, nous présentons la méthode de propagation des fronts par détection des courbes de niveau, l'estimation du volume partiel ainsi que le choix des différents paramètres du modèle.

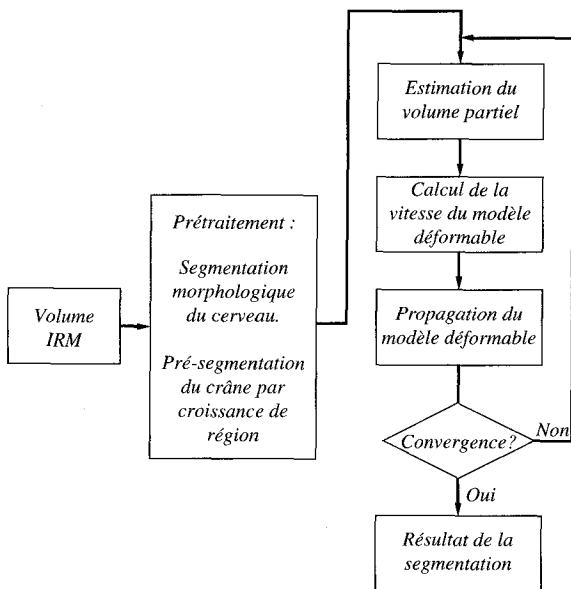


Figure 4. – Schéma de la méthode de segmentation du crâne.

3. propagation de fronts par la détection des courbes de niveaux

Le but de cette méthode, proposée par Osher et Sethian [23], est de réaliser la propagation d'une hypersurface $\gamma(0)$ suivant la normale à cette hypersurface et avec une vitesse F . Nous allons présenter cette méthode dans le cas d'une courbe 2D fermée $\gamma(t)$ évoluant dans un plan et propagée vers l'extérieur dans le sens de la normale. L'extension en 3D que nous avons utilisée est présentée à la fin du paragraphe.

Dans cette méthode, le front 2D à propager $\gamma(t)$ est considéré comme le niveau $\psi = 0$ d'une fonction 3D ψ [25] (voir figure 5). L'idée est alors de déduire la propagation de $\gamma(t)$ à partir de la propagation de ψ . La fonction $\psi(\mathbf{x}, t)$, avec $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^2$ appartenant au plan de $\gamma(t)$, est définie comme suit :

$$\psi(\mathbf{x}, t) = \vartheta \cdot d(\mathbf{x}, \gamma(t)) \tag{2}$$

où d est la distance de \mathbf{x} à $\gamma(t)$, $\vartheta = -1$ si \mathbf{x} est à l'intérieur de $\gamma(t)$ et $\vartheta = 1$ si \mathbf{x} est à l'extérieur de $\gamma(t)$ (voir figure 5). Le problème revient alors à simuler la propagation de ψ . L'extraction de l'évolution de $\gamma(t)$ à partir de celle de ψ est avantageuse [25] puisque la courbe $\gamma(t)$ peut changer de topologie sans problème de paramétrisation contrairement au cas des contours actifs classiques. En effet, dans le cas des snakes [19], la courbe à l'instant $t + 1$ est déduite de l'état de la courbe à l'instant t . Cela implique l'utilisation d'une paramétrisation intrinsèque à la courbe, et des problèmes de paramétrisation se posent si la courbe change de topologie (en se divisant en deux courbes indépendantes par exemple). En revanche, dans la technique des courbes de niveau, la courbe $\gamma(t)$ est l'intersection d'une fonction ψ avec un plan défini par $\psi = 0$. La forme de cette intersection peut être quelconque (ce qui implique une topologie variable de $\gamma(t)$) sans avoir à changer la paramétrisation de la fonction ψ ou de la courbe $\gamma(t)$. D'autre part, des propriétés géométriques de $\gamma(t)$ (telles que la normale et la courbure) peuvent être calculées directement à partir de ψ . Notons en plus que l'extension du 2D au 3D de la propagation de $\gamma(t)$ ne présente pas de problèmes particuliers.

On peut à chaque instant récupérer le front $\gamma(t)$ par la détection de la courbe de niveau zéro de ψ . L'estimation du niveau $\psi = 0$ est réalisée par interpolation linéaire. Cette propriété est intéressante puisqu'elle permet de propager en sub-pixel la courbe $\gamma(t)$ et de réaliser ainsi, grâce au calcul du volume partiel en os, une segmentation sub-voxelique du crâne. La figure 6 montre un exemple de la propagation de ψ ainsi que la détection de $\gamma(t)$.

Soit $\mathbf{x}(t)$ un point sur le front $\gamma(t)$ et $\mathbf{x}_t = F(\mathbf{x}(t)) \frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|}$ le vecteur vitesse normal en $\mathbf{x}(t)$ à $\gamma(t)$. Puisque pour chaque point $\mathbf{x}(t)$ on a

$$\psi(\mathbf{x}(t), t) = 0 \tag{3}$$

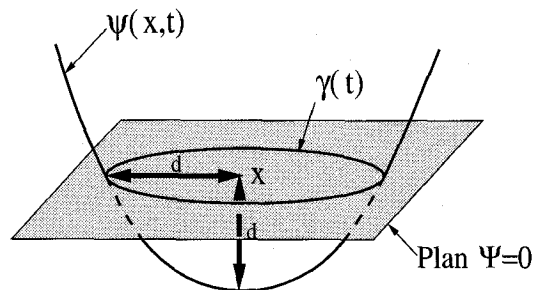


Figure 5. – Définition de la fonction ψ à partir de la courbe à propager $\gamma(t)$. On remarque que $\gamma(t)$ est le niveau zéro de ψ .

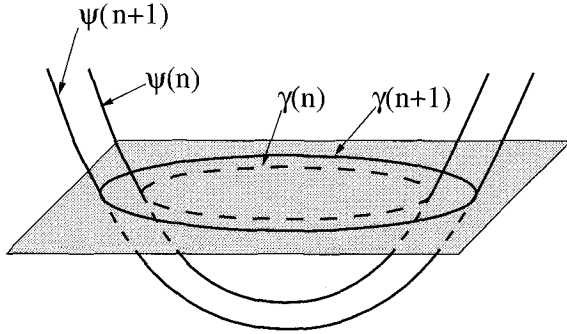


Figure 6. – La fonction $\psi(n)$, calculée à partir de $\gamma(n)$, est propagée vers l'extérieur pour donner $\psi(n+1)$. La courbe $\gamma(n+1)$ est calculée comme étant le niveau zéro de $\psi(n+1)$.

la dérivation par rapport à t de cette équation donne

$$\psi_t + \sum_{i=1}^2 \psi_{x_i} x_{i_t} = 0 \quad (4)$$

où ψ_{x_i} est la dérivée de ψ par rapport à la $i^{\text{ème}}$ composante de \mathbf{x} et x_{i_t} la dérivée par rapport à t de la $i^{\text{ème}}$ composante de \mathbf{x} . Et puisque [25]

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^2 \psi_{x_i} x_{i_t} &= (\psi_{x_1}, \psi_{x_2}) \cdot (x_{1_t}, x_{2_t}) \\ &= \nabla \psi \cdot F(\mathbf{x}(t)) \frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|} = F(\mathbf{x}(t)) |\nabla \psi| \end{aligned} \quad (5)$$

où $|\nabla \psi|$ est la norme de $\nabla \psi$. L'équation de l'évolution de ψ est donnée par [25]

$$\psi_t + F |\nabla \psi| = 0 \quad (6)$$

La valeur initiale $\psi(\mathbf{x}, t = 0)$ est calculée à partir de $\gamma(t = 0)$ par l'équation 2.

La simulation numérique de l'équation ci-dessus peut être réalisée par différences finies sur les points (i, j) du plan $\psi = 0$, on aura alors

$$\frac{\psi_{ij}^{n+1} - \psi_{ij}^n}{\Delta t} + F \cdot |\nabla_{ij} \psi_{ij}^n| = 0 \quad (7)$$

où ψ_{ij}^n est la valeur de ψ au point (i, j) à l'instant $n\Delta t$; et $\nabla_{ij} \psi_{ij}^n$ une approximation du gradient spatial de ψ_{ij}^n par différences finies. Pour éviter la formation des singularités dans le front propagé, une étude détaillée sur la bonne approximation des gradients spatiaux se trouve dans [28]. Ainsi dans le cas monodimensionnel on a :

$$|\nabla_i \psi_i| = ((\max(D_i^- \psi, 0))^2 + (\min(D_i^+ \psi, 0))^2)^{1/2} \quad (8)$$

où

$$D_i^- \psi = \frac{\psi_i - \psi_{i-1}}{\Delta i} \quad (9)$$

et

$$D_i^+ \psi = \frac{\psi_{i+1} - \psi_i}{\Delta i} \quad (10)$$

où Δi est le pas d'échantillonnage sur l'axe i . La formulation en 2D et 3D peut être facilement déduite.

La fonction ψ^{n+1} est calculée par la propagation de ψ^n avec une vitesse F (voir équation 6). Cette vitesse doit être définie pour chaque point (x, y, z) de ψ . Or, la vitesse F est calculée directement dans le domaine dans lequel $\gamma(t)$ évolue. Dans notre cas, la vitesse $F = F(x, y, 0)$ n'est alors définie qu'en 2D. Pour estimer $F(x, y, z)$ à partir de $F(x, y, 0)$, on utilise une solution proposée dans [25] qui consiste à attribuer à chaque point (x, y, z) de l'espace la vitesse de son correspondant dans le domaine de $\gamma(t)$: $F(x, y, z) = F(x, y, 0)$. Cette extension du domaine de définition de F nécessite que le calcul de ψ soit réalisé à proximité du plan $\psi = 0$ pour que le sens de $F(x, y, z) = F(x, y, 0)$ reste préservé [25]. On réalise donc le calcul de ψ^{n+1} à partir de ψ^n dans une bande étroite de largeur 2δ autour de $\gamma(t)$ dans le plan $\psi = 0$ (voir figure 7). Ce choix impose la réinitialisation de ψ chaque N_{iter} itérations de calcul [25]. Des discussions plus détaillées sur les techniques de propagation en bande étroite peuvent être trouvées dans [1]. Dans le paragraphe 5, nous discutons le choix des paramètres δ et N_{iter} ainsi que leur relation avec le pas de temps Δt utilisé en simulation.

Dans notre méthode de segmentation du crâne, la surface 3D de la région pré-segmentée (par croissance de région) est considérée comme l'initialisation $\gamma(t = 0)$ du modèle. A chaque instant $n\Delta t$, la surface $\gamma(n\Delta t)$ est calculée comme étant le niveau de passage par zéro de la fonction ψ^n . D'après l'équation 7, le calcul de la fonction ψ à chaque itération se fait suivant l'équation :

$$\begin{aligned} \psi^{n+1}(x, y, z) &= \psi^n(x, y, z) \\ &+ \Delta t \cdot (-\alpha_1 \cdot \max(F_\psi(x, y, z), 0) + \\ &\alpha_2 \cdot \min(F_\psi(x, y, z), 0)) + \epsilon \cdot K(x, y, z) \end{aligned} \quad (11)$$

où $K(x, y, z)$ est la courbure au point (x, y, z) de $\gamma(t)$. Le terme $\epsilon \cdot K(x, y, z)$ de l'équation ci-dessus est un terme de lissage de la courbe classiquement utilisé dans les modèles déformables [19].

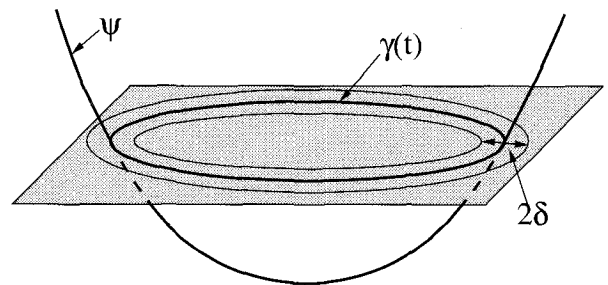


Figure 7. – Représentation de la bande étroite autour de $\gamma(t)$, de largeur 2δ , dans laquelle la surface ψ est calculée.

La courbure $K(x, y, z)$ est calculée à partir de ψ [27]

$$K(x, y, z) = ((\psi_{yy} + \psi_{zz})\psi_x^2 + (\psi_{xx} + \psi_{zz})\psi_y^2 + (\psi_{xx} + \psi_{yy})\psi_z^2 - 2\psi_x\psi_y\psi_{xy} - 2\psi_x\psi_z\psi_{xz} - 2\psi_y\psi_z\psi_{yz}) / ((\psi_x^2 + \psi_y^2 + \psi_z^2)^{3/2}) \quad (12)$$

avec ψ_x la dérivée de ψ par rapport à x , et ψ_{xx} la dérivée seconde par rapport à x . Les termes α_1 et α_2 sont donnés par

$$\alpha_1 = ((\max(D_x^- \psi^n, 0))^2 + (\min(D_x^+ \psi^n, 0))^2 + (\max(D_y^- \psi^n, 0))^2 + (\min(D_y^+ \psi^n, 0))^2 + (\max(D_z^- \psi^n, 0))^2 + (\min(D_z^+ \psi^n, 0))^2)^{1/2} \quad (13)$$

et

$$\alpha_2 = ((\max(D_x^+ \psi^n, 0))^2 + (\min(D_x^- \psi^n, 0))^2 + (\max(D_y^+ \psi^n, 0))^2 + (\min(D_y^- \psi^n, 0))^2 + (\max(D_z^+ \psi^n, 0))^2 + (\min(D_z^- \psi^n, 0))^2)^{1/2} \quad (14)$$

La vitesse $F(x, y, z)$ est calculée à partir du volume IRM en chaque point (x, y, z) (voir paragraphe 4). La surface ψ^{n+1} est calculée dans une bande étroite de largeur 2δ autour de $\gamma(t)$. Une réinitialisation de ψ est réalisée, toutes les N_{iter} itérations, à partir de l'équation 2. Le pas de temps utilisé est Δt .

4. estimation du volume partiel et calcul de la vitesse du modèle

La surface de la région obtenue lors de l'étape de pré-segmentation est prise comme initialisation du modèle déformable. Notre but est de propager cette surface de sorte qu'elle englobe les régions osseuses dans le volume IRM. La vitesse du modèle doit alors être maximale dans les régions appartenant à l'os. Le modèle doit s'arrêter quand il atteint les régions appartenant aux tissus. Or, l'effet du volume partiel fait qu'un voxel peut contenir des informations sur l'os et les tissus à la fois. Il est donc important que le modèle déformable soit capable de segmenter la partie du voxel qui est censée appartenir à l'os. La vitesse du modèle est donc fonction de la composition en os de chaque voxel. C'est pour cela que nous proposons d'estimer le volume partiel en os dans chaque voxel, puis d'utiliser cette estimation dans le calcul de la vitesse.

Le problème du volume partiel existe pratiquement dans toutes les modalités de l'imagerie médicale. Si un voxel correspond à l'interface de deux (ou plusieurs) structures différentes, la nature discrète de l'image implique que le niveau de gris de ce voxel est le résultat de la combinaison des niveaux de gris des différentes structures impliquées. Une segmentation précise

nécessite l'estimation du volume partiel, ce qui veut dire la détermination de la composition en tissus de chaque voxel. Plusieurs approches ont été proposées pour estimer le volume partiel : Jaggi *et al.* [3] définissent des classes pures et des classes mixtes avec des gaussiennes, puis utilisent une méthode Markovienne pour la segmentation. Choi *et al.* [12] utilisent plusieurs types d'images IRM et estiment le volume partiel avec un modèle multi-canaux. Géraud *et al.* [31] estiment les moyennes des niveaux de gris des classes pures dans l'image en utilisant des cartes de distance. La composition de chaque voxel est alors déterminée à partir des moyennes des classes qui lui sont les plus proches. Santago et Gage [26] utilisent un champ de Markov fondé sur une modélisation statistique. Vincken *et al.* [17] utilisent une approche multi-échelles dans laquelle l'analyse du volume partiel est réalisée au niveau sub-voxel.

Dans le cas du crâne, certaines parties osseuses sont fines (de l'ordre du mm) par rapport à la résolution utilisée couramment en IRM. Cela implique un effet important de volume partiel surtout au niveau des globes oculaires ainsi que dans les parties supérieures du crâne. Nous nous sommes inspirés de la méthode proposée dans [31] pour estimer le volume partiel. A chaque itération, le volume partiel est estimé dans tous les voxels qui sont à une distance égale à 1 de la surface $\gamma(t)$. Le voxel V étudié est supposé entouré de deux classes : la classe tissus et la classe os. Dans une région cubique autour du voxel V , on estime la moyenne $\mu_{tissus}(V)$ des tissus autour du voxel V . La moyenne de la classe os est μ_{crane} estimée dans le paragraphe 2.3.2. Comme dans [31], on se sert de la transition du niveau de gris entre l'os et les tissus pour estimer $\mu_{tissus}(V)$. La figure 8 montre que le niveau de gris $G(d)$ le long de la normale $\mathbf{n}(V)$ au modèle présente une zone de transition (correspondant aux voxels de volume partiel) avant d'atteindre une zone relativement stable (correspondant à la zone de tissus). Autour de chaque voxel V , la variation du niveau de gris est calculée en fonction de la distance d au modèle

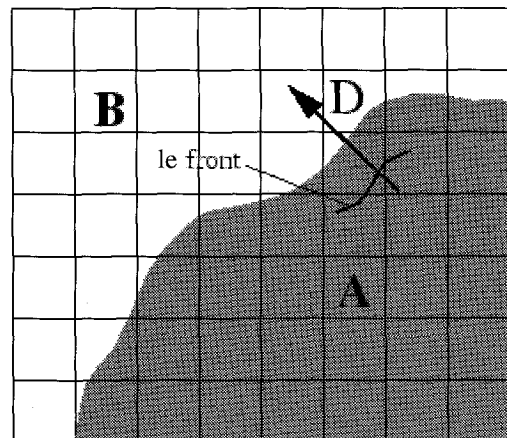


Figure 8. – La figure (A) montre un front qui se propage dans la zone de l'os vers la zone de tissus. La figure (B) montre la variation du niveau de gris le long de la normale au front. La région stable de $G(d)$ où $d > S_h$ correspond à la zone de tissus.

et la moyenne $\mu_{tissus}(V)$ est estimée à partir de la zone stable de $G(d)$. [31] présente une discussion plus détaillée de ce point. La recherche des moyennes des classes est réalisée localement (contrairement à l'approche proposé dans [31]). Cela est dû au fait que le crâne est entouré de tissus dont les niveaux de gris sont très différents (cortex, LCR, peau, moëlle). Le calcul local de la moyenne des tissus permet donc de tenir compte de la variabilité en niveau de gris des tissus qui entourent le crâne. La dimension de la région cubique autour d'un voxel V dépend de la largeur des zones de tissus autour de l'os. Nous avons utilisé des régions dont les largeurs varient entre 7 et 9 voxels. La composition $\zeta(V)$ en os dans un voxel V est alors

$$\zeta(V) = \max\left(\frac{\mu_{tissus}(V) - g(V)}{\mu_{tissus}(V) - \mu_{crane}(V)}, 0\right) \quad (15)$$

Où $g(V)$ est le niveau de gris du voxel étudié. La figure 9 montre le résultat de l'estimation du volume partiel dans une coupe IRM. La composition en os $\zeta(V)$ va être utilisée dans le calcul de la vitesse $F(V)$ du modèle. Le long de la normale $\mathbf{n}(V)$ au modèle, la position x_V où les volumes partiels en os et en tissus sont égaux. C'est dans cette région que le contour de l'os est le plus probablement situé. La vitesse du modèle le long de la normale $\mathbf{n}(V)$ est calculée par :

$$F(V) = -\frac{x}{x_V} + 1 \quad (16)$$

Cette vitesse pousse le modèle déformable, dans le sens de la normale, vers la région où la probabilité d'existence du contour du crâne est la plus grande.

5. détermination des paramètres du modèle

L'extension de la vitesse F sur tout le domaine de ψ impose le calcul de ψ dans une bande étroite de largeur 2δ autour de $\gamma(t)$ (voir paragraphe 3). Le choix de la largeur 2δ de la bande est important. Ce choix dépend de la largeur des régions de vitesse nulle (régions de fort gradient, ou des régions de tissus entourant le crâne). En effet, si la largeur de la bande est importante vis-à-vis de ces régions, des contours parasites peuvent apparaître en dehors de la région à segmenter (voir figure 10). Cela est dû au fait que plus la largeur de la bande est grande, plus l'extension de $F(x, y, 0)$ en 3D est forte et moins significative. La largeur de la bande doit alors être de l'ordre de la largeur des régions de vitesse nulle. Dans notre cas, nous avons utilisé une largeur $2\delta = 4$ puisque la largeur de la peau et des muscles autour du crâne dépassent les 2 voxels en IRM.

La fonction ψ est recalculée toutes les N_{iter} itérations à partir de $\gamma(t)$ (voir paragraphe 3). Le choix de N_{iter} est lié aux valeurs de

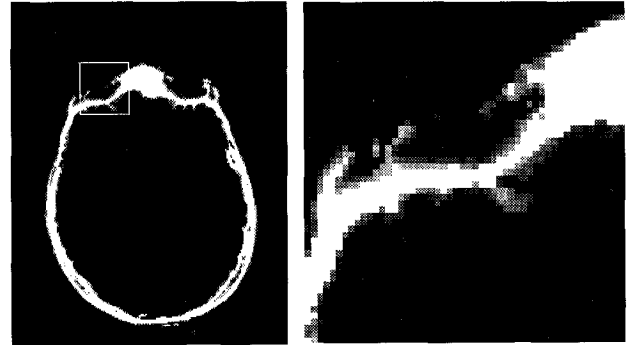


Figure 9. – Estimation du volume partiel (à gauche) et agrandissement de la fenêtre (à droite). La composition en os est représentée en niveaux de gris : $\zeta(V) = 1$ en blanc et $\zeta(V) = 0$ en noir.

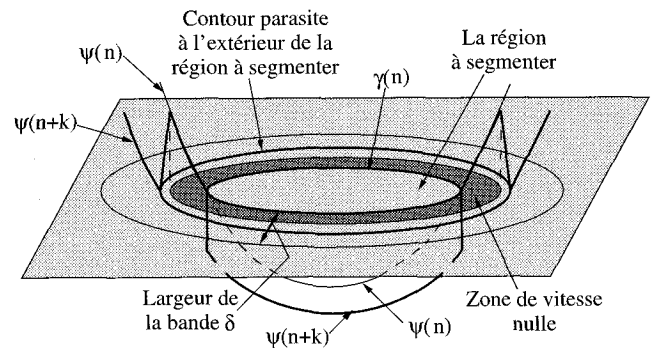


Figure 10. – Dans cet exemple, la largeur de la bande étroite est plus importante que la largeur de la zone de vitesse nulle située au bord de la région à segmenter. Dans cette région, la fonction ψ ne change pas, donc $\psi(n+k) = \psi(n)$. Le calcul de ψ dans toute la bande fait que ψ passe par zéro à l'extérieur de la zone à segmenter, d'où l'apparition des contours parasites..

δ et au pas de temps Δt . En effet, le calcul de ψ se fait dans la bande de largeur 2δ , ce qui implique que durant les N_{iter} étapes de calcul, le front ne doit pas sortir de la bande étroite. D'après l'équation 11 (pour $\epsilon = 0$) on a :

$$\psi^{n+1} = \psi^n - \Delta t.(\alpha_1. \max(F(x, y, z), 0) + \alpha_2. \min(F(x, y, z), 0)) \quad (17)$$

Le front ne sort pas de la bande étroite durant les N_{iter} itérations si :

$$N_{iter}. \max(\Delta t.(\alpha_1. \max(F(x, y, z), 0) + \alpha_2. \min(F(x, y, z), 0))) < \delta \quad (18)$$

Or $\max(F) = 1$ et $\max(\alpha_1) = \max(\alpha_2) = \sqrt{3}$ (voir figure 11), d'où

$$N_{iter} < \frac{\delta}{\sqrt{3}\Delta t} \quad (19)$$

D'autre part, le choix du pas de temps Δt dépend de la précision avec laquelle nous souhaitons propager le modèle. En effet, d'après l'équation 17, on constate qu'à chaque pas de temps, le front avance d'un pas $P = \Delta t. \max(\alpha_1. \max(F(x, y, z), 0) +$

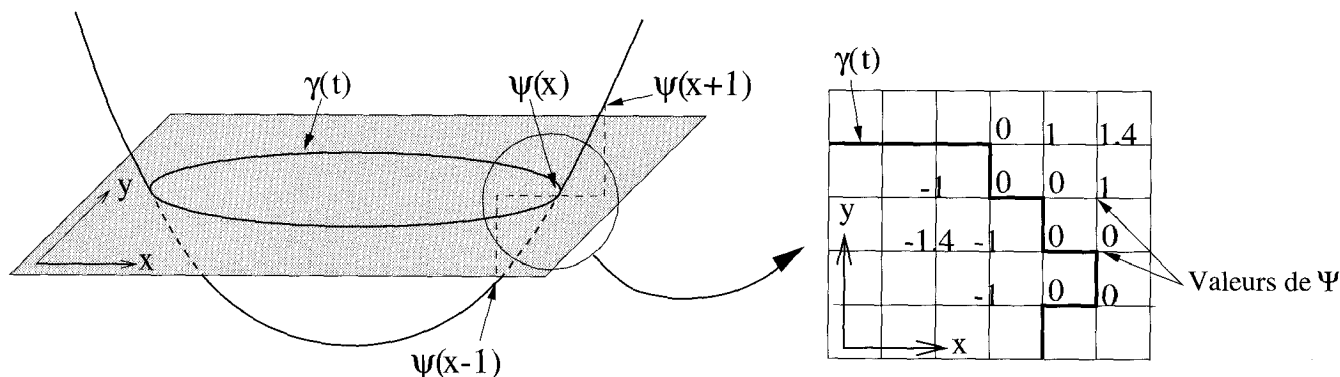


Figure 11. – Calcul de α_1 et α_2 : au point x , $D_x^+ \psi = \psi(x+1) - \psi(x) > 0$ et $D_x^- \psi = \psi(x) - \psi(x-1) > 0$. L'agrandissement (en bas) montre les valeurs de ψ autour de la courbe $\gamma(t)$. On constate que $\max(D_x^+ \psi, 0) = \max(D_x^- \psi, 0) = 1$. Le même raisonnement s'applique pour y et z . D'après les expressions de α_1 et α_2 on déduit que $\max(\alpha_1) = \max(\alpha_2) = \sqrt{3}$.

$\alpha_2 \cdot \min(F(x, y, z, 0)) = \sqrt{3} \Delta t$. Le pas P correspond à la fraction minimale de la taille du voxel qu'on souhaite segmenter. Ce raisonnement ressemble à celui fait par Cohen dans le cas des snakes classiques [6]. Le paramètre P est fixé à l'avance et présente la précision souhaitée de la segmentation. Dans tous les exemples montrés ci-dessous, on a utilisé une bande de largeur $2\delta = 4$, un pas $P = 0,03$ d'où un $\Delta t = 0,02$ et un nombre d'itérations $N_{iter} = 25$.

6. résultats

Dans ce qui suit, nous présentons les résultats de la segmentation du crâne sur 3 volumes IRM en T1, A, B et C, de résolutions différentes (voir figure 12). Les seuils s_{inf} et s_{sup} utilisés pour la segmentation morphologique du cerveau sont calculés par les équations 1. Ce choix n'est pas nécessairement précis et peut être fait facilement avec un outil de seuillage interactif. Les étapes de fermeture et d'érosion morphologiques corrigent les problèmes de trous et de bosses qui peuvent apparaître dans le cerveau segmenté à cause de l'imprécision du choix des seuils. De plus, l'étape de segmentation du cerveau peut être éventuellement réalisée avec une méthode différente de celle que nous avons utilisée sans que ce changement n'intervienne dans notre méthode de segmentation du crâne. Le choix des paramètres du modèle déformable est fait indépendamment des caractéristiques des volumes à segmenter. En effet, d'après le paragraphe 5, le choix de la largeur de la bande étroite est lié à la largeur des zones de vitesse nulle autour du crâne. Ces zones sont formées par la peau et les muscles dont la largeur dans les volumes IRM dépassent les 2 voxels. On a choisi une largeur $2\delta = 4$ pour les 3 volumes qu'on a segmentés. Le choix du pas de temps Δt est fixé par la résolution avec laquelle on souhaite segmenter l'os. Ce paramètre ne dépend pas des niveaux de gris des régions à segmenter mais de la taille des voxels dans les différents volumes. Nous avons utilisé pour les trois volumes

	nx	ny	nz	dx	dy	dz
Volume A	120	256	256	1.6	1	1
Volume B	256	256	124	1	1	1.35
Volume C	168	256	256	1	1	1

Figure 12. – Résolutions des 3 volumes IRM : n_x, n_y et n_z sont les nombres de pixels dans les directions coronale, sagittale et axiale respectivement. dx, dy et dz sont les dimensions en mm des voxels dans les directions x, y et z .

un pas $P = 0,07$ qui est largement inférieur à la taille des voxels dans les volumes IRM de résolution courante. Le pas de temps Δt est calculé à partir de P et est égal à $0,02$ pour les trois volumes. Le nombre d'itérations est choisi à partir de Δt et de δ (voir paragraphe 5). Nous avons utilisé un nombre d'itérations $N_{iter} = 25$.

Les figures 13, 14 et 15 montrent les résultats de segmentation du crâne des volumes A, B et C respectivement. On remarque que le résultat de la segmentation par modèle déformable est nettement meilleur que la segmentation par croissance de région prise comme initialisation du modèle (voir figure 3). En effet, le calcul, à chaque itération, du volume partiel autour de la surface propagée permet de réaliser une segmentation précise tout en tenant compte de la variabilité locale des tissus autour des régions osseuses. Le modèle déformable est donc capable de segmenter des régions osseuses fines par rapport à la résolution des volumes IRM, surtout autour des globes oculaires, les parties supérieures de la tête ainsi que la mâchoire. De plus, la possibilité de changement de topologie du modèle lui permet de segmenter les régions grasses dans les parties supérieures du crâne et de les franchir facilement pour atteindre les contours interne et externe du crâne. La variabilité inter-individuelle de ces régions n'est plus un problème puisqu'aucune topologie a priori n'est attribuée au modèle déformable. Notons enfin que pour les représentations en 3D, des volumes isotropes ont été calculés par interpolation linéaire du résultat de la segmentation. Nous avons préféré segmenter les volumes anisotropes originaux pour éviter d'introduire un effet du volume partiel dû à l'interpolation.

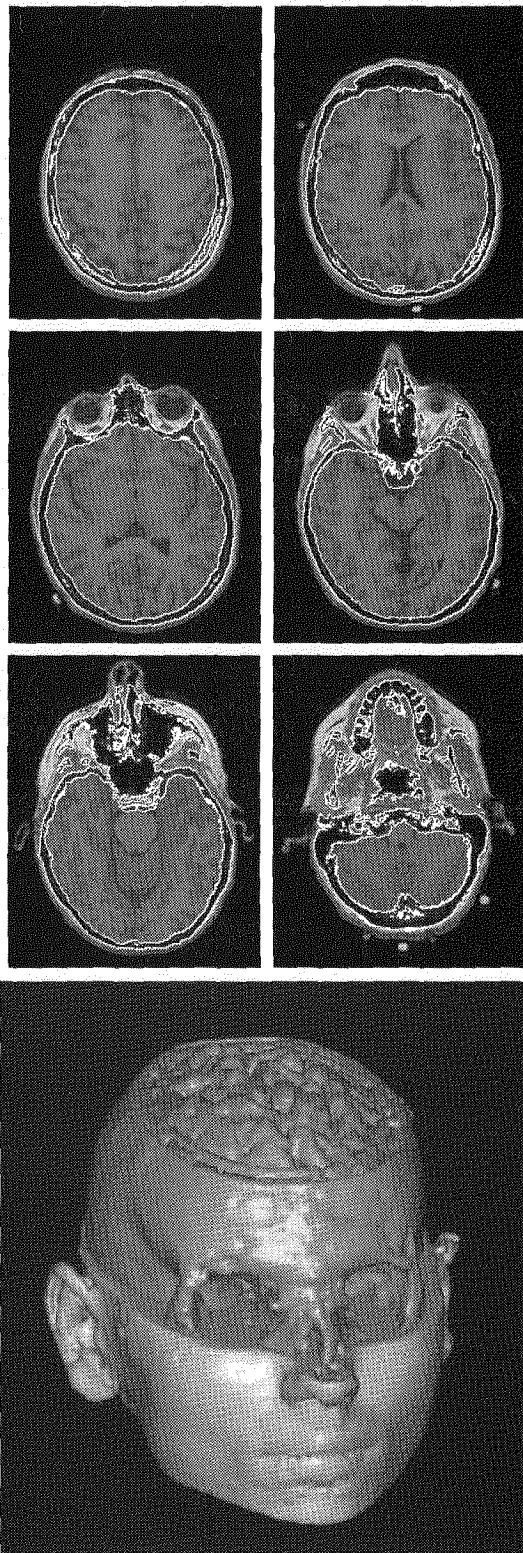


Figure 13. – Résultat de segmentation du crâne du volume A. $\delta = 2, \Delta t = 0,02, \epsilon = 0,001$. Dans la représentation 3D, le cerveau est obtenu par segmentation morphologique, le crâne par la segmentation par modèle déformable et le reste de la tête provient du volume IRM.

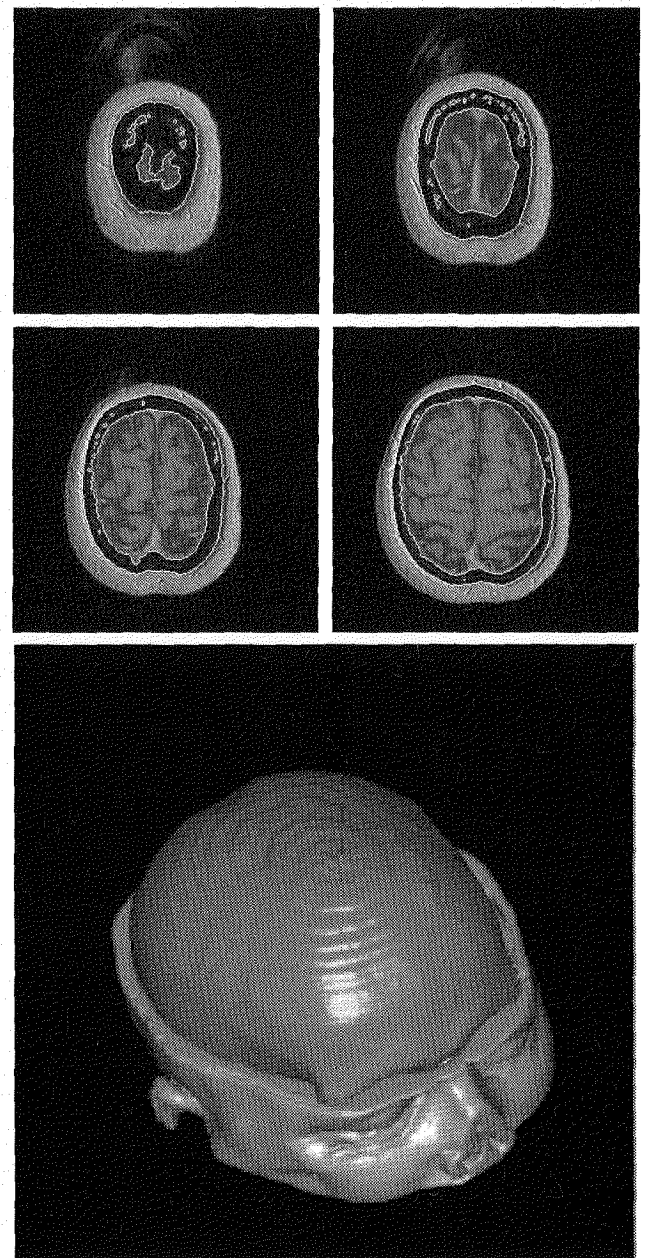


Figure 14. – Résultat de segmentation du crâne du volume B. $\delta = 2, \Delta t = 0,02, \epsilon = 0,001$.

Le temps de calcul dépend du nombre d'itérations de l'algorithme de propagation, de la taille de la surface à propager et du pas de temps Δt . Le nombre d'itérations nécessaires est fortement réduit grâce à l'utilisation du résultat de la pré-segmentation comme initialisation automatique du modèle. La croissance de région permet de segmenter très rapidement des larges zones homogènes où la propagation du modèle déformable prend beaucoup plus de temps. D'autre part, le calcul de la surface ψ nécessite le calcul des distances des points de l'espace 3D à la surface propagée. Le temps de calcul est considérablement réduit grâce à la propagation

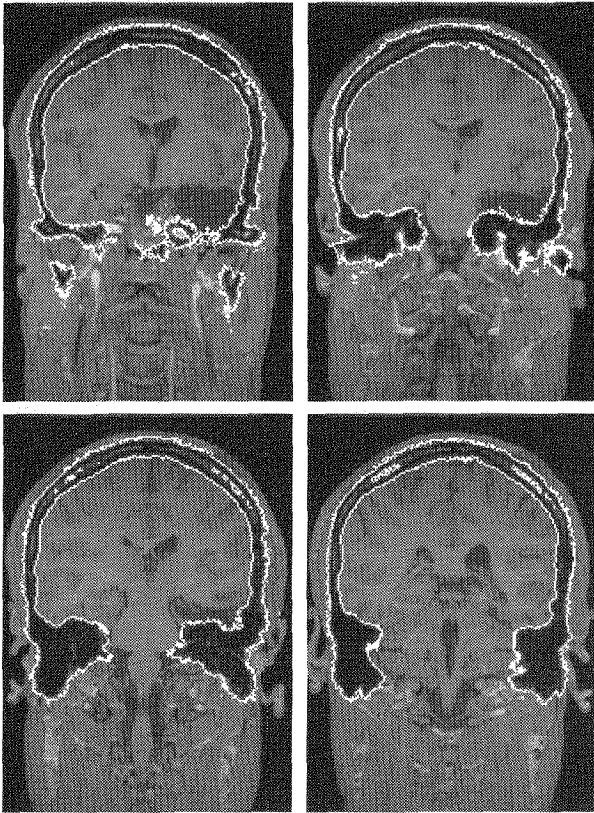


Figure 15. – Vue coronale du résultat de segmentation du crâne du volume C. $\delta = 2$, $\Delta t = 0,02$, $\epsilon = 0,0001$.

en bande étroite de la surface. Cela implique que ψ n'est calculée que pour les points appartenant à la bande étroite de largeur 2δ autour de la surface propagée. De plus, le calcul des distances de ces points à la surface est accéléré par l'utilisation des tables de hachage pour rechercher plus rapidement le point le plus proche de la surface à un point donné de la bande étroite. Enfin, le choix du pas de temps Δt est un compromis entre le temps de calcul et la précision de la segmentation. C'est à l'utilisateur de le choisir. Dans les résultats présentés, le nombre d'itérations nécessaire varie entre 3 et 4 (3 ou 4 fois N_{iter} itérations), avec un temps d'exécution de 35 à 40 minutes par itération selon la taille du crâne à segmenter. Le calcul est fait sur une machine Sun Sparc, Ultra-2.

7. conclusions

Nous avons présenté une méthode de segmentation du crâne par modèle déformable. La pré-segmentation par croissance de région fournit des statistiques sur l'os dans le volume IRM ainsi qu'une initialisation automatique du modèle déformable. L'utilisation de la propagation des fronts par la détection des courbes de niveaux permet de réaliser une segmentation sub-voxelique et

de ne pas imposer une topologie a priori au modèle. La vitesse de propagation du modèle est fonction du volume partiel en os que contient chaque voxel ainsi que des statistiques sur la pré-segmentation. La généralité de l'approche proposée permet de l'adapter à la segmentation d'autres structures anatomiques dans les images médicales. La méthode possède l'avantage d'associer un modèle à grande capacité de déformation avec le calcul précis de la vitesse du modèle grâce à l'estimation, à chaque itération, du volume partiel au voisinage du modèle.

Nos prochains travaux vont porter sur le recalage non rigide d'un crâne imagé par scanner X sur les régions osseuses segmentées en IRM. Ce recalage est nécessaire pour pouvoir différencier certaines zones contenant de l'air (sinus, conduits auditifs externes). Ces zones sont indifférenciables de l'os en IRM puisque l'air, comme l'os, est une zone de non signal en IRM. En plus, l'IRM ne peut pas différencier les parties du crâne ayant des propriétés électromagnétiques différentes. Ces informations peuvent être introduites dans les volumes IRM par le recalage d'un modèle du crâne portant de telles informations. Notons enfin que la segmentation du crâne peut aider à la segmentation automatique des autres tissus de la tête (peau, muscles, yeux, oreille interne [11]) en profitant des connaissances anatomiques a priori concernant les positions relatives de ces tissus par rapport au crâne. La segmentation de ces tissus est importante pour compléter la modélisation réaliste de la tête.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] D. Adalsteinsson and J.A. Sethian. "A Fast Level Set Method for Propagating Interfaces", *J. Comp. Phys.*, 118(2) :269–277, 1995.
- [2] L.D. Cohen, E. Bardinet and N. Ayache. "Surface Reconstruction Using Active Contour Models", In *Conference on Geometric Methods in Computer Vision*, volume 2031, pages 38–50. SPIE, 1993.
- [3] C. Jaggi, S. Ruan, J. Fadili and D. BLOYET. "Approche Markovienne pour la Segmentation 3D des Tissus Cérébraux en IRM", In *GRETSI'97*, pages 327–330, 1997.
- [4] C. Studholme, D.L.G. Hill and D.J. Hawkes. "Automated 3-D Registration of MR and CT Images of the Head", *Medical Image Analysis*, 1(2) :163–175, 1996.
- [5] I. Cohen and L.D. Cohen. "A Hybrid Hyperquadric Model for 2-D and 3-D Data Fitting", In *12th IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR'94)*, volume B, pages 403–405, 1994.
- [6] L. D. Cohen. "On Active Contour Models and Balloons", *CVGIP : IU*, 53(2) :211–218, 1991.
- [7] D. Rueckert, P. Burger, S.M. Forbat, R.D. Mohiaddin and G.Z. Yang. "Automatic Tracking of the Aorta in Cardiovascular MR Images Using Deformable Models", *IEEE Trans on Medical Imaging*, 16(5) :581–590, 1997.
- [8] D. S. Yoo, L. Lemieux and P. Tofts. "Validation of an Automated Method to Detect Skull Contours in MR Images", In Oxford, editor, *MIUA'97*, March 1997.
- [9] C. Davatzikos and R.N. Bryan. "Using a Deformable Model to Obtain a Shape Representation of the Cortex", *IEEE trans on Medical Imaging*, 15(6) :785–795, December 1996.
- [10] F.W. Wehli, D. Shaw and J.B. Kneeland. *Biomedical Magnetic Resonance Imaging : Principles, Methodology and Applications*. VCH, 1988.

Segmentation des régions osseuses de la tête

- [11] H. Rifai, I. Bloch, J. Wiart, L. Garnerio and D. Dormont. "Segmentation, Suivi, Modélisation 3D et Recalage de l'Oreille Interne A Partir de Données IRM", In *RFIA*, volume 3, pages 71–80, 1998.
- [12] H.S. Choi, D.R. Haynor and Y. Kim. "Partial Volume Tissue Classification of Multichannel Magnetic Resonance Images-a Mixel Model", *IEEE Trans on Medical Imaging*, 10(3):395–407, 1991.
- [13] J-F.Mangin. *Mise en Correspondance d'Images Médicales 3D Multi-Modalités Multi-individus pour la Corrélation Anatomo-fonctionnelle Cérébrale*. PhD thesis, ENST-E010, 1995.
- [14] J. Gee, M. Reivich and R. Bajcsy. "Elastically Deforming 3D Atlas to Match Anatomical Brain Images", *Journal of Computer Assisted Tomography*, 17(2):225–236, 1993.
- [15] J.W.H. Meijis, F.G.C. Bosch, M.J. Peters and F.H. Lopes Da Silva. "On the Magnetic Field Distribution Generated by a Dipolar Current Source Situated in a Realistically Shaped Compartment Model of the Head", *Electroenceph. and Clin. Neurophysiol.*, 66:286–296, 1987.
- [16] K. Held, E.R. Kops, B.J. Krause, W.M. Wells, R. Kikinis and H.W. Mullergartner. "Markov Random Field Segmentation of Brain MR Images", *IEEE Trans on Medical Imaging*, 16(6):878–886, December 1997.
- [17] K. Vincken, A. Koster and M. Viergever. "Probabilistic Segmentation of Partial Volume Voxels", *Pattern Recognition Letters*, pages 477–484, May 1994.
- [18] S. Lobregt and M.A. Viergever. "A Discrete Dynamic Contour Model", *IEEE Trans on Medical Imaging*, 14(1):12–24, 1995.
- [19] M. Kass, A. Witkin and D. Terzopoulos. "Snakes: Active Contour Models", *IJCV*, 1(4):321–331, 1988.
- [20] M.A. Jensen and Y. Rahmat-Samii. "EM Interaction of Handset Antennas and a Human in Personal Communications", *Proceedings of IEEE*, 83(1):7–17, 1995.
- [21] G. Marin. *Utilisation de la Méthode des Eléments Finis pour le Calcul des Champs Electromagnétiques A l'Aide d'un Modèle Réaliste de Tête en MEG et EEG*. PhD thesis, Université PARIS XI, 1997.
- [22] T. McInerney and D. Terzopoulos. "Deformable Models in Medical Image Analysis: a Survey", *Medical Image Analysis*, 1(2):91–108, 1996.
- [23] S. Osher and J. A. Sethian. "Fronts Propagating with Curvature Dependent Speed: Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulation", *J. of Computational Physics*, 79:12–49, 1988.
- [24] P. Clarysse, D. Friboulet and I.E. Magnin. "Tracking Geometrical Descriptors on 3-D Deformable Surfaces: Application to the Left-ventricular Surface of the Heart", *IEEE trans Medical Imaging*, 16(4):392–404, August 1997.
- [25] R. Malladi, J. A. Sethian and B. C. Vemuri. "Shape Modeling with Front Propagation: A Level Set Approach", *IEEE-PAMI*, 17(2):158–175, February 1995.
- [26] P. Santago and H. Gage. "Quatification of MR Brain Images by Mixture Density and Partial Volume Modeling", *IEEE Trans on Medical Imaging*, 12(3):566–574, 1993.
- [27] J.A. Sethian. *Level Set Methods*. Cambridge University Press, 1996.
- [28] J.A. Sethian and J. Strain. "Crystal Growth and Dendritic Solidification", *Journal of Computational Physics*, 98:231–253, 1992.
- [29] G. Subsol. *Construction Automatique d'Atlas Anatomiques Morphométriques A Partir d'Images Médicales Tridimensionnelles*. PhD thesis, Ecole centrale de Paris, 1995.
- [30] T. Geraud, J-F. Mangin, I. Bloch and H. Maitre. "Segmenting Internal Structures in 3D MR Images of the Brain by Markovian Relaxation on a Watershed Based Adjacency Graph", In *IEEE International Conference on Image Processing ICIP-95*, pages 548–551, 1995.
- [31] T. Geraud, L. Aurdal, H. Maitre, I. Bloch and C. Adamsbaum. "Estimation of Partial Volume Effect Using Spatial Context. Application to Morphometry in Cerebral Imaging", In *IEEE Medical Imaging Conference*, 1995.
- [32] T. Heinonen, H. Eskola, P. Dastidar, P. Laarne and J. Malmivuo. "Segmentation of T1 MR Scans for Reconstruction of Resistive Head Models", *Comput Methods Programs Biomed*, 3(54):173–181, 1997.
- [33] V. Casselles, R. Kimmel and G. Sapiro. "Geodesic Active Contours", *IJCV*, 22(1):61–79, 1997.
- [34] J. Wiart and R. Mitra. "Calculation of the Power Absorbed by Tissues in Case of Hand Set Mobile Antenna Close to Biological Tissue", *IEEE APS*, Baltimore, 1996.
- [35] D.J. Williams and M. Shah. "A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation", *CVGIP: Image Understanding*, 55(1):14–26, 1992.
- [36] H. Soltanian-Zadeh and J.P. Windham. "A Multiresolution Approach for Contour Extraction from Brain Images", *Med Phys*, 12(24):1844–1853, 1997.
- [37] Y.L. Fok, J.C.K. Chan and R.T. Chin. "Automated Analysis of Nerve-cell Images Using Active Contour Models", *IEEE trans Medical Imaging*, 15(3):353–368, June 1996.

Manuscrit reçu le 20 juillet 1998.

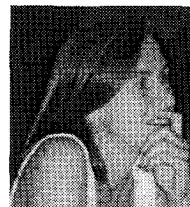
LES AUTEURS

Hilmi RIFAI



Hilmi Rifai est né le 16 Décembre 1972 à Tripoli, Liban. Il est actuellement en troisième année de thèse au département TSI de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications à Paris. Il est titulaire d'un DEA Signal, Image et Parole de l'Institut National Polytechnique de Grenoble. Il est aussi ingénieur diplômé de l'Université Libanaise. Ses travaux portent sur le traitement d'images 3D, les modèles déformables ainsi que la segmentation d'images médicales.

Isabelle BLOCH



Isabelle Bloch est Professeur à l'ENST. Ingénieur Civil des Mines de Paris en 1986, elle soutient sa thèse de doctorat en 1990 à l'ENST et son Habilitation à Diriger des Recherches en 1995 à Paris 5. Son activité de recherche est consacrée au traitement d'images et d'objets 3D, aux ensembles flous, à la morphologie mathématique 3D et floue, à la fusion de données en traitement d'images, à la théorie de la décision, à la théorie des croyances de Dempster-Shafer, à l'imagerie médicale et satellitaire, à la géométrie discrète et algorithmique 3D, à la reconnaissance structurelle des formes.

Seth HUTCHINSON



Seth Hutchinson received his Ph. D. from Purdue University in West Lafayette, Indiana in 1988. He spent 1989 as a Visiting Assistant Professor of Electrical Engineering at Purdue University. In 1990 Dr. Hutchinson joined the faculty at the University of Illinois in Urbana-Champaign, where he is currently an Associate Professor in the Department of Electrical and Computer Engineering, the Coordinated Science Laboratory, and the Beckman Institute for Advanced Science and Technology.